



ANA CAROLINA BRAGA ARRIEL

**COMPARAÇÃO ENTRE MODELOS DE COEFICIENTES DE
DESAGREGAÇÃO DE CHUVA PARA O ESTADO DE MINAS
GERAIS**

LAVRAS – MG

2023

ANA CAROLINA BRAGA ARRIEL

**COMPARAÇÃO ENTRE MODELOS DE COEFICIENTES DE
DESAGREGAÇÃO DE CHUVA PARA O ESTADO DE MINAS
GERAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Universidade Federal
de Lavras, como parte das exigências
do curso de Engenharia Ambiental e
Sanitária, para a obtenção do título de
Bacharel.

Prof. Luiz Fernando Coutinho de Oliveira

Orientador

M.S. Alice Raquel Caminha

Coorientadora

LAVRAS – MG

2023

RESUMO

No Brasil, o método de desagregação de chuvas mais consolidado, utiliza de coeficientes de desagregação específicos para todo o território nacional. Entretanto, devido à tal generalização, esta prática pode gerar erros relevantes na estimativas das intensidades de chuva, sendo necessária a proposição de novas relações com ajustes regionais que contemplem as características intrínsecas da precipitação em determinada região. Diante do exposto, objetivou-se com este trabalho gerar modelos de coeficientes de desagregação de chuvas para o estado de Minas Gerais e espacializar os parâmetros desses modelos para todo estado. Para isto, foram utilizados, como base comparativa, os coeficientes de desagregação específicos obtidos por Abreu (2018), que utilizou dados de precipitação máxima diária anual referentes a 116 estações pluviométricas distribuídas no estado. Neste trabalho, foram ajustados modelos logarítmicos e o proposto por Back e Wildner (2021) para cada estação analisada, utilizando o coeficiente de determinação (R^2) como medida estatística para verificação da qualidade do ajuste. Para a comparação e validação dos resultados, foram geradas relações de intensidade, duração e frequência (IDF) empregando os coeficientes de desagregação ajustados a partir dos referidos modelos, além dos obtidos por Abreu (2018) e os propostos pela CETESB (1986). A análise geostatística para a verificação da dependência espacial dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) foi realizada por meio dos ajustes de semivariogramas teóricos do tipo Gaussiano, Exponencial e Esférico. Por fim, a espacialização dos parâmetros dos modelos de desagregação de chuvas foi realizada aplicando-se a Krigagem ordinária como interpolador. Os resultados mostraram que os modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) apresentaram um bom desempenho no ajuste dos coeficientes de desagregação para Minas Gerais. Os valores dos coeficientes $Cd_{24h/1dia}$, o qual representa a relação entre os registros pluviográficos de chuvas com duração de 24 h e pluviométricos com registros de chuvas de 1 dia, foram inferiores ao usualmente adotado em todo território nacional, cujas relações já se encontram consolidadas na literatura. Entretanto, embora os modelos de coeficientes de desagregação ajustados tenham apresentado um bom desempenho, na etapa de validação, os melhores resultados foram fornecidos aplicando-se os coeficientes propostos pela CETESB (1986) para o ajuste das relações IDF. A dependência espacial dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) foi constatada e o semivariograma do tipo Exponencial gerou melhores ajustes na maioria dos casos. A espacialização dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) pode ser utilizada como uma ferramenta prática na tomada de decisão para o uso de coeficientes de desagregação locais, conseguindo contemplar as características específicas dos regimes pluviométricos de cada região.

Palavras-chave: Chuvas intensas; GAM-IDF; Análise geostatística; Krigagem ordinária.

ABSTRACT

In Brazil, the most established method for rainfall disaggregation relies on specific disaggregation coefficients for the entire national territory. However, due to such generalization, this practice can lead to significant errors in rainfall intensity estimates, necessitating the proposition of new relationships with regional adjustments that consider the intrinsic characteristics of precipitation in a given region. In light of the foregoing, the objective of this study was to generate rainfall disaggregation coefficient models for the state of Minas Gerais and spatialize the parameters of these models for the entire state. For this purpose, the specific disaggregation coefficients obtained by Abreu (2018) were used as a comparative basis. Abreu utilized data on annual maximum daily precipitation from 116 rainfall stations distributed throughout the state. In this study, logarithmic models and the one proposed by Back and Wildner (2021) were fitted for each analyzed station, using the coefficient of determination (R^2) as a statistical measure to assess the quality of the fit. For comparison and validation of the results, intensity-duration-frequency (IDF) relationships were generated using the disaggregation coefficients adjusted from the aforementioned models, as well as those obtained by Abreu (2018) and proposed by CETESB (1986). Geostatistical analysis to verify the spatial dependence of the parameters of logarithmic models and Back and Wildner (2021) was carried out through the fitting of theoretical semivariograms of Gaussian, Exponential, and Spherical types. Finally, the spatialization of the parameters of rainfall disaggregation models was performed using Ordinary Kriging as an interpolator. The results showed that both logarithmic models and Back and Wildner (2021) demonstrated good performance in fitting disaggregation coefficients for Minas Gerais. The values of the Cd24h/1day coefficients, which represent the relationship between pluviographic records of 24-hour rainfall and pluviometric records of 1-day rainfall, were lower than the commonly adopted values throughout the national territory, where relationships are already well-established in the literature. However, although the adjusted disaggregation coefficient models performed well, in the validation stage, the best results were obtained by applying the coefficients proposed by CETESB (1986) for adjusting IDF relationships. The spatial dependence of the parameters of logarithmic models and Back and Wildner (2021) was observed, and the Exponential semivariogram yielded better fits in most cases. The spatialization of the parameters of logarithmic models and Back and Wildner (2021) can be used as a practical tool in decision-making for the use of local disaggregation coefficients, successfully capturing the specific characteristics of the pluviometric regimes of each region.

Keywords: Intense rainfall; GAM-IDF; Geostatistical analysis; Ordinary Kriging.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	1
2.	OBJETIVOS	2
2.1	Objetivo geral	2
2.2	Objetivos específicos	3
3	REFERENCIAL TEÓRICO	3
3.1	Conceito e relevância de chuvas intensas	3
3.2	Obtenção de dados de precipitação	5
3.3	Desagregação de dados pluviométricos	7
3.4	Funções densidade de probabilidade (FDP)	8
3.5	Análise espacial de dados.....	10
4	MATERIAL E MÉTODOS.....	12
4.1	Descrição da área de estudo	12
4.2	Aquisição dos dados pluviométricos.....	15
4.3	Ajustes dos modelos dos coeficientes de desagregação de chuva.....	20
4.4	Validação dos modelos de desagregação de chuva.....	20
4.5	Espacialização dos parâmetros dos modelos	22
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	23
5.1	Ajustes dos modelos dos coeficientes de desagregação de chuva.....	23
5.2	Validação dos modelos dos coeficientes de desagregação de chuva	33
5.3	Espacialização dos parâmetros dos modelos	35
6	CONCLUSÕES	40
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	41

1. INTRODUÇÃO

A precipitação pluvial constitui a principal entrada de água na bacia hidrográfica, desempenhando um papel crucial na compreensão da dinâmica do ambiente. As chuvas intensas ou extremas são ocorrências naturais, em geral caracterizadas por forte precipitação contínua em um curto espaço de tempo (OLIVEIRA, 2019). Esses eventos aumentam a probabilidade de ocorrência de fenômenos como inundações, rompimento de estruturas hidráulicas, erosão hídrica do solo, deslizamentos de terra, assoreamento de corpos d'água, prejuízos às atividades agrícolas, propagação de doenças de veiculação hídrica e, em muitas situações, perdas de vidas humanas (DORNELES et al., 2019)

O planejamento urbano adequado requer o entendimento prévio das precipitações esperadas em um determinado intervalo de tempo, assegurando que as estruturas a serem construídas possam resistir a eventos extremos, o que diminui a vulnerabilidade humana frente a desastres naturais. Nesse sentido, o conhecimento dos padrões pluviométricos de uma região é essencial para a definição da chuva de projeto, necessária ao dimensionamento de obras hidráulicas, como a construção de drenos, sistemas de captação de águas pluviais, calhas, canalização de córregos, terraceamento agrícola, implementação de barragens, controle de cheias e drenagem (BACK; WILDNER, 2021; OLIVEIRA et al., 2005; SILVA NETO et al., 2021).

A precipitação é caracterizada por três variáveis: intensidade, duração e frequência. A interrelação dessas variáveis pode ser descrita por modelos matemáticos conhecidos como relação intensidade, duração e frequência (IDF), também referidos como equações de chuvas intensas (DIAS; PENNER, 2019). O estabelecimento dessas equações é viabilizado pelo monitoramento da precipitação pluvial por meio de uma rede de coleta ao longo de um período de tempo suficientemente extenso e representativo. Contudo, a falta de dados pluviográficos, a baixa densidade da rede de pluviógrafos e o restrito período de observações disponíveis são desafios que dificultam a determinação dessas equações para diversas localidades (OLIVEIRA; ANTONINI; GRIEBELER, 2008).

Além disso, uma relação IDF tem validade local, uma vez que os dados empregados em sua formulação são específicos, abrangendo apenas áreas próximas à instalação da estação de coleta. Como consequência, são observadas bruscas variações nos parâmetros das relações IDF quando comparadas diferentes localidades, o que pode ser verificado nos estudos de Oliveira et al. (2005), Alves et al. (2017) e Campos et al. (2019).

Uma opção para ampliar a disponibilidade de equações IDF é o emprego de registros pluviométricos diários em substituição aos dados pluviográficos. A técnica da desagregação de chuvas tem sido amplamente utilizada, sobretudo por se tratar de um processo simples e rápido. Este método é executado em etapas, que consistem em: obter e extrair os valores extremos de uma série de dados pluviométricos com observações diárias; aplicar uma função de densidade de probabilidade (FDP) aderente ao conjunto de dados; escolher os coeficientes de desagregação a serem utilizados; desagregar os valores extremos diários; obter as intensidades máximas de chuva para cada duração e período de retorno; e, por fim, ajustar os parâmetros da relação IDF e avaliar a qualidade do ajuste (ABREU, 2018).

Entre os diferentes métodos de desagregação de chuvas, o mais utilizado atualmente no Brasil foi proposto pela Companhia de Tecnologia de Saneamento Ambiental (CETESB (1986)) (CALDEIRA et al., 2015; CAMINHA et al., 2020; SILVA; OLIVEIRA, 2017). Entretanto, além de se tratar de um estudo realizado a partir de séries históricas muito curtas, este método recomenda o emprego de coeficientes de desagregação médios para todo o território nacional. Tal fato pode gerar erros relevantes na estimativa das intensidades de chuvas com durações inferiores a 1 dia, sobretudo devido à generalização, visto que o método não contempla as particularidades dos padrões de precipitação de cada localidade (GENOVEZ; ZUFFO, 2000).

Nesse sentido, a proposição de novas relações, com ajustes locais e que contemplem as características específicas do regime pluviométrico de uma região, é considerada uma alternativa para contornar estes inconvenientes e contribuir para um melhor desempenho do método (ABREU et al., 2022a; BACK; POLA, 2016; DORNELES et al., 2019).

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho foi gerar modelos para determinação de coeficientes de desagregação de chuvas específicos para Minas Gerais e, posteriormente, espacializar os parâmetros destes modelos para todo estado.

2.2 Objetivos específicos

- Modelar os coeficientes de desagregação de chuvas utilizando o modelo logarítmico e o proposto por Back e Wildner (2021) para cada estação utilizada;
- Validar os modelos por meio da comparação entre as relações IDF geradas a partir dos dados desagregados e as geradas pelos coeficientes de desagregação específicos obtidos por Abreu (2018);
- Espacializar os parâmetros dos modelos gerados para o estado de Minas Gerais.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Conceito e relevância de chuvas intensas

As chuvas intensas, conhecidas como chuvas extremas, são caracterizadas pela ocorrência de grandes volumes de água precipitada em curtos períodos de tempo. Essas chuvas têm o potencial de causar danos consideráveis tanto em áreas urbanas, quanto zonas rurais. Isso pode incluir inundações em terras agrícolas, erosão do solo, perda de nutrientes, acúmulo de sedimentos em corpos d'água, deslizamentos de terra e, em casos mais extremos, perda de vidas humanas (CAMPOS et al., 2014)

A análise dos impactos causados pelas chuvas intensas é de crucial importância para a sociedade, já que identifica áreas de risco para a ocupação humana, dentre vários outros aspectos elementares ao saneamento básico (MELLO; VIOLA, 2013) Além disso, a caracterização das chuvas intensas em uma localidade é utilizada na modelagem da transformação da precipitação em escoamento superficial, etapa imprescindível para projetos de conservação do solo e da água, gerenciamento de bacias hidrográficas e dimensionamento de estruturas hidráulicas urbanas e rurais, como barragens, vertedouros, terraços, sistemas de drenagem e bacias de contenção (OLIVEIRA et al., 2005)

Segundo Tucci (2012), as chuvas intensas são caracterizadas por relações de intensidade, duração e frequência de ocorrência (tempo de retorno), denominadas de relações IDF. A intensidade média da chuva é inversamente relacionada à sua duração, o que significa que chuvas mais intensas são esperadas durante tempos de duração mais curtos.

No Brasil, há uma variedade de estudos que abordam as chuvas intensas. Entre eles, destaca-se o precursor, publicado por Pfafstetter (1957). Algumas décadas depois, foram publicados os trabalhos de Davis e Naghettini (2000), para o estado do Rio de Janeiro; Genovez e Zuffo (2000), para o estado de São Paulo; Oliveira et. al (2000, 2005),

para o Estado de Goiás e Distrito Federal; Santos et al. (2009), para o estado do Mato Grosso do Sul; Souza et al. (2012), para o estado do Pará e Aragão et al. (2013) para o estado de Sergipe.

Já entre os estudos mais recentes, destacam-se os de Oliveira (2019), cujo objeto de estudo foram as chuvas extremas no Brasil; Alcântara et al. (2019), que abordaram as chuvas intensas para o estado de Pernambuco; Oliveira Júnior et al. (2019), para o município de Cratos, no Ceará; Petrucci et al. (2019), para o município de Uberlândia, Minas Gerais; Sabino et al. (2022) para o estado do Mato Grosso; Basso (2019), para o estado do Rio Grande do Sul; Costa et al. (2020), para a bacia do Rio Tapajós, na Amazônia; Back e Cadorin (2020a, 2020b), para o estado do Acre e Amapá, respectivamente; Silva Neto et al. (2020), para o estado do Tocantins e Back e Wildner (2021), para o estado de Santa Catarina e Moreira et al. (2020) para o estado da Bahia.

Mais recentemente, foi desenvolvida a Plataforma *Genetic Algorithm Methodology for IDF* (GAM-IDF) (2023), plataforma web criada por integrantes do Grupo de Pesquisa em Hidrologia e Modelagem Hidrológica em Bacias Hidrográficas da Universidade Federal de Pelotas (UFPel). Ela utiliza um algoritmo genético para realizar o ajuste de equações IDF a partir de dados diários de precipitação, combinando-os com a técnica de desagregação da chuva diária e disponibiliza aos usuários uma ferramenta com boa usabilidade e fundamentada em metodologias do estado-da-arte para o ajuste de equações.

Para a obtenção das relações IDF, são necessários dados coletados em pluviógrafos ou pluviômetros. A determinação das equações IDF por meio de dados pluviográficos apresenta grande dificuldade em razão da baixa densidade da rede pluviográfica, do pequeno período de observações normalmente disponível e do intensivo trabalho na extração das informações, principalmente dos registros gráficos (BACK; HENN; OLIVEIRA, 2011). Por esta razão, poucos trabalhos têm sido realizados com tal finalidade, ocasionando grande entrave na realização de projetos de obras hidráulicas mais confiáveis e econômicos (SILVA NETO et al., 2021)

Nesse sentido, frente aos desafios e restrições envolvidos na obtenção das relações IDF, diversas abordagens têm sido empregadas para estimar as intensidades médias de precipitação associadas a um determinado período de retorno e tempo de duração. Entre essas abordagens, merecem destaque o método de desagregação de dados de chuva e a interpolação de informações pluviométricas. Essas abordagens viabilizam a definição das relações IDF com base em séries históricas de precipitações máximas diárias anuais, registradas por pluviômetros.

3.2 Obtenção de dados de precipitação

No geral, a coleta de dados de chuva é considerada um processo relativamente simples e consiste na medição pontual das precipitações, feitas por meio de instrumentos denominados pluviômetros (totalizadores) e pluviógrafos (registradores contínuos). No Brasil, a maior parte das medições é conduzida utilizando-se um pluviômetro, um método simples e de custo acessível, devido à sua facilidade de uso, construção e manutenção (MELLO; SILVA, 2013).

Este equipamento possui uma superfície horizontal para coletar a água da chuva e um recipiente para armazená-la, e um registro hidráulico drenar a chuva coletada. O modelo mais amplamente empregado no país é o *Ville de Paris*, que possui uma área de captação de 400 cm². A prática padrão, de acordo com normas meteorológicas globais, envolve a coleta de dados às 9 h todos os dias para identificação da lâmina diária (OLIVEIRA, 2019). A Figura 1 mostra um pluviômetro *Ville de Paris* instalado.

Figura 1. Pluviômetro *Ville de Paris*.



Fonte: Sanches et al. (2017).

Os pluviógrafos, segundo Tucci (2012), são aparelhos que permitem a leitura,

ao longo do tempo, das lâminas precipitadas. São aparelhos mais complexos que os pluviômetros, e, por isso, requerem um maior custo operacional. Este instrumento registra a variação da quantidade de chuva com o tempo, permitindo a obtenção da lâmina precipitada em qualquer período menor ou igual a 24 horas (pluviogramas). Os tipos mais usualmente encontrados no país são o de Lambrecht, o de boia e o de cubas basculantes (OLIVEIRA, 2019). As Figuras 2 e 3 exibem um pluviógrafo instalado e um pluviograma, respectivamente.

Figura 2. Pluviógrafo do posto de observação em Bom Jardim de Minas, bacia hidrográfica do Rio Grande.



Fonte: Adaptado de Mello e Silva (2013).

Figura 3. Visão geral de um pluviograma.



Fonte: Martins et al. (2017).

Com base em alguns levantamentos divulgados pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico, no Brasil há, aproximadamente, 2717 estações pluviométricas (ANA, 2020) e apenas cerca de 808 estações pluviográficas (MELLO; SILVA, 2013). Em média, cada pluviógrafo cobre uma área de aproximadamente 10538 km², sem levar em consideração a distribuição geográfica dessas estações.

Nesse sentido, a capacidade de descrever o comportamento e a variabilidade temporal da precipitação em todo o território brasileiro torna-se limitada, o que pode comprometer a realização de estudos sobre chuvas intensas e seu potencial em causar danos nos mais diversos âmbitos. Por essa razão, em regiões onde não há informações pluviográficas disponíveis, são desenvolvidas metodologias outras metodologias para estimativas das relações IDF.

3.3 Desagregação de dados pluviométricos

Quando não se dispõe dos registros pluviográficos, uma alternativa para contornar este problema consiste na geração de informações sobre chuvas intensas a partir da aplicação de relações médias entre lâminas precipitadas em diferentes tempos. A desagregação de dados pluviométricos é um método que consiste em coletar dados de chuvas diárias em pluviômetros e transformá-los em chuvas de 24 horas para, em seguida, obter chuvas de durações menores.

Os dados pluviométricos são obtidos em um horário específico, sendo este o total da chuva ocorrida em um intervalo de 1 dia, ou seja, o valor acumulado entre os intervalos

de coleta. Já a chuva de 24 horas corresponde ao total precipitado referente a um período contínuo de 24 horas de registro (OLIVEIRA, 2019). Em outras palavras, as chuvas, para intervalos de tempo tão pequenos quanto 5 minutos, podem ser estimadas a partir da chuva máxima diária anual, obtida a partir de uma série histórica pluviométrica (MELLO; SILVA, 2013).

O método de desagregação de chuvas mais utilizado no Brasil foi desenvolvido por Pfafstetter (1957) e adotado pela CETESB, 1986. Este método parte da análise da relação entre os dados observados de chuva obtidos a partir de pluviográficos e pluviométricos, e estabelece o coeficiente médio de 1,14 para converter a chuva de 1 dia em uma chuva de 24 h. Para tempos de duração menores, são empregados os coeficientes de desagregação apresentados na Tabela 1. Estas relações foram obtidas por meio da análise da correlação para diferentes tempos de retorno e são usadas em todo o território nacional.

Tabela 1. Coeficientes de desagregação de chuva

Relação entre as alturas pluviométricas	Coeficientes de desagregação
5 min/30 min	0,34
10 min/30 min	0,54
15 min/30 min	0,70
20 min/30 min	0,81
25 min/ 30 min	0,91
30 min/ 1 h	0,74
1 h/ 24 h	0,42
2 h/ 24 h	0,48
3 h / 24 h	0,54
6 h/ 24 h	0,72
8 h/ 24 h	0,78
10 h/ 24 h	0,82
12 h/ 24 h	0,85
24 h/ 1 dia	1,14

Fonte: CETESB (1986).

3.4 Funções densidade de probabilidade (FDP)

No estudo das chuvas, há de se considerar vários fatores, como o clima, relevo local, temperatura, umidade e velocidade do vento, impossibilitando sua análise de modo determinístico. Dessa forma, sua estimativa pode ser realizada de modo mais simples por

processos estocásticos, utilizando modelos probabilísticos (NAGHETTINI, 2017). Bielenki Júnior et al. (2016) comentam que a ocorrência da precipitação é um processo aleatório que não permite uma previsão determinística, ou seja, o tratamento de dados de precipitação para a maior parte dos problemas hidrológicos é estatístico.

A análise de frequência de dados coletados em estações pluviométricas é relevante para a compreensão do comportamento da precipitação em termos de frequência de ocorrência, utilizando distribuições de probabilidade. Ao aplicar essas distribuições, é possível mostrar que os dados observados no passado seguem um modelo teórico, permitindo estimar a probabilidade de ocorrência em diferentes frequências de ocorrências (DAMÉ et al., 2016).

Segundo Junqueira Júnior et al. (2015), inferir a metodologia mais apropriada para ajustar distribuições de probabilidade é crucial na mitigação da vulnerabilidade humana diante de desastres naturais. De acordo com o autor, a determinação da probabilidade de eventos extremos é um incentivo substancial para a análise e modelagem estatística desses fenômenos.

A análise de frequência de eventos hidrológicos baseia-se, em essência, nos seguintes procedimentos: a identificação das FDP a serem avaliadas; estimativa dos parâmetros dessas distribuições, a seleção da FDP mais apropriada por meio de testes de aderência e a avaliação das incertezas inerentes ao modelo. Diversas funções de densidade de probabilidade podem ser ajustadas a dados de variáveis hidrológicas contínuas (VALVERDE et al., 2004).

Entre as principais distribuições probabilísticas amplamente empregadas em estudos hidrológicos, destacam-se as seguintes: Generalizada de Eventos Extremos, Gumbel, Log-normal de 2 parâmetros, Log-normal de 3 parâmetros, Pearson de 3 parâmetros, Exponencial, Normal, Generalizada Logística, Gamma, Weibull e Log-Pearson de 3 parâmetros (ABREU et al., 2018) e mais recentemente as funções multiparâmetros Kappa e Wakeby (VARGAS et al., 2023).

De forma geral, a modelagem probabilística da ocorrência de eventos extremos conta com a aplicação de distribuições assintóticas de valores extremos oriundas da distribuição generalizada de valores extremos (GEV), dentre elas: Tipo I de Gumbel; Tipo II de Fréchet e a Tipo III de Weibull (OLIVEIRA, 2019). Já a adequação das distribuições de probabilidades aos dados observados pode ser verificada a partir de testes de aderência, sendo os mais usuais o de Komolgorov-Smirnov, Qui-quadrado, Anderson-Darling e Filliben.

Diversos autores têm aplicado a distribuição de Gumbel ao estudo de eventos extremos de precipitação, uma vez que esses conjuntos de dados apresentam um comportamento assintótico de frequência, com cauda positiva. Bons ajustes foram obtidos por Damé et al. (2010), Villarini et al. (2011), Back et al. (2011), Mello e Viola (2013), Borges e Thebaldi (2016), Caldeira et al. (2015), Back e Pola (2016) e Santos et al. (2021).

Back e Pola (2016) utilizaram a distribuição de Gumbel para a estimativa de chuvas máximas anuais para o município de Videira, SC e, os autores verificaram uma boa aderência dessa FDP, sendo que as equações de chuvas intensas ajustadas forneceram estimativas de valores muito próximos dos observados. Oliveira et al. (2017) estudaram 2042 estações na região Nordeste e verificaram, pelo teste Qui-quadrado, que as frequências teóricas determinadas pela distribuição de Gumbel aderiram-se às observadas, sendo os ajustes das relações IDF classificados como ótimo para todas as estações.

Franco et al. (2014), por sua vez, estudaram a precisão dos ajustes de distribuições de probabilidade de Gumbel, Gama e GEV para análise probabilística de precipitação máxima diária na bacia hidrográfica do Rio Verde e concluíram que a distribuição Gumbel obteve os ajustes menos adequados. Em contrapartida, a distribuição GEV foi a mais adequada segundo os testes de aderência, devendo ser priorizada, segundo os autores, para planejamento e gestão de recursos hídricos na região.

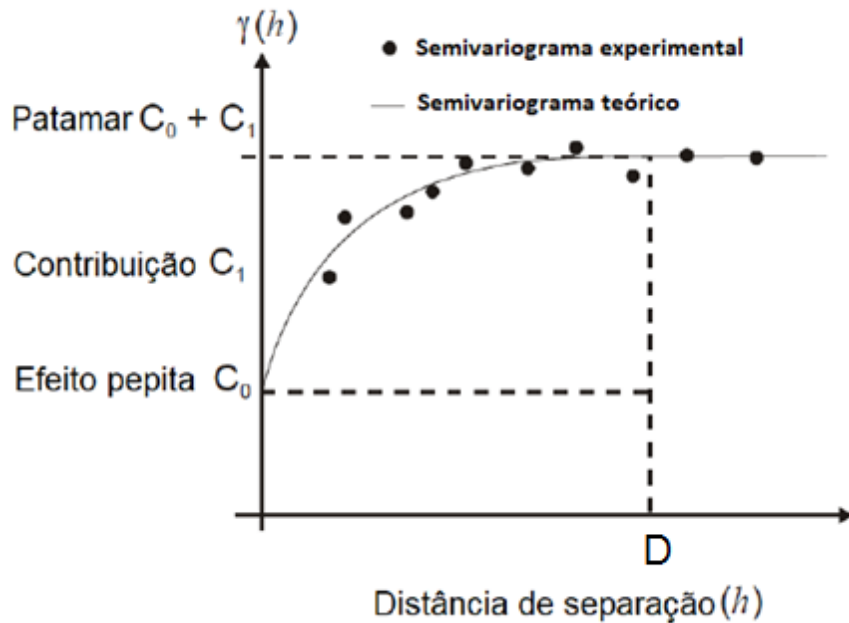
Silva et al. (2012), ao realizarem a análise de frequência de séries de precipitações máximas anuais para o estado de Pernambuco, verificaram que a distribuição de probabilidade de Weibull foi a que melhor se ajustou a todas as séries de postos pluviográficos estudados, com R^2 variando de 0,920 a 0,968. Já para dados pluviométricos, a distribuição de probabilidade de Gumbel apresentou melhores ajustes apenas para três estações, enquanto a de Weibull, para 8 estações. Os autores enfatizam a importância da análise de frequência para ajuste de modelos probabilísticos aplicados ao estudo de chuvas intensas.

3.5 Análise espacial de dados

Na geoestatística, a função de semivariância é amplamente empregada para avaliar a dependência espacial de variáveis, resultando no semivariograma. Esse gráfico representa a variabilidade espacial entre as amostras e é uma função que exclusivamente se baseia no vetor h , a distância entre os pares de casos amostrados.

Os modelos de semivariogramas teóricos convencionais possuem, em sua configuração habitual, quatro parâmetros distintos: o alcance, o patamar, o efeito pepita e a contribuição (Figura 8):

Figura 8. Propriedades de um semivariograma. Fonte: Adaptado de Pelissari



(2012).

O alcance (D) é definido como a distância até a qual os pares de observações são correlacionados no espaço. Quando estes se encontram separados por distâncias menores que o alcance, há uma correlação entre os dados, permitindo a interpolação da variável em questão para regiões sem coleta de dados. Caso sejam separados por distâncias maiores que o alcance, a distribuição espacial é totalmente aleatória. E se, porventura, o efeito pepita corresponder exatamente a 100% do patamar, o semivariograma possui “efeito pepita puro” e não se verifica dependência espacial entre os dados (VIEIRA, 2000). A estrutura matemática dos modelos de semivariogramas teóricos podem ser descritas como:

- Modelo Esférico:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{D} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{D} \right)^3 \right] & 0 < h < D \\ C_0 + C_1 & h > D \end{cases} \quad \text{Eq. (6)}$$

- Modelo Exponencial:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-3 \frac{h}{D}\right) \right] \quad 0 < h < d \quad \text{Eq. (7)}$$

- Modelo Gaussiano:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-3 \left(\frac{h}{D}\right)^2\right) \right] \quad 0 < h < d \quad \text{Eq. (8)}$$

Em que $\gamma(h)$ é a semivariância dos dados a serem espacializados; C_0 é o efeito pepita; $C_0 + C_1$ o patamar; D o alcance do semivariograma; h a distância entre pares de pontos e d a máxima distância na qual o semivariograma é definido (VIEIRA, 2000).

De acordo com Andriotti (2003) e Yamamoto e Landim (2013), a Krigagem ordinária é um método de interpolação que estima valores para um ponto não amostrado por meio da combinação ponderada dos valores em sua vizinhança, empregando as propriedades estruturais do semivariograma teórico ajustado ao experimental. A Krigagem ordinária é o método interpolador mais utilizado atualmente, visto que se trata de uma ferramenta que possui a vantagem de promover estimativas confiáveis, sem viés e com mínima variância (MEDEIROS et al., 2020; MELLO; SAMPAIO, 2019; OLIVER; WEBSTER, 2014).

4 MATERIAL E MÉTODOS

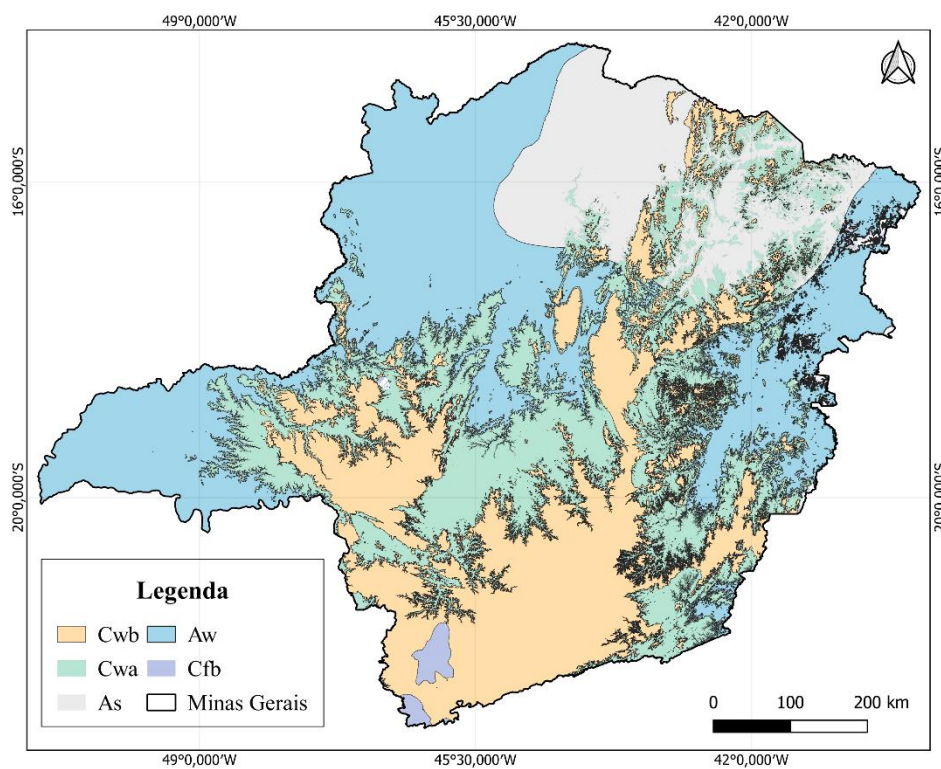
4.1 Descrição da área de estudo

O trabalho foi realizado para o estado de Minas Gerais, o maior da região Sudeste do Brasil, com uma população estimada de 20.539.989 habitantes e área territorial de 586.513 km², com 4.699 km² de área urbanizada. As principais atividades econômicas deste estado estão relacionadas à agricultura, pecuária, produção florestal e construção civil (IBGE, 2022).

De acordo com Mello e Viola (2013), os principais elementos da topografia mineira são a serra da Mantiqueira ao sul, a serra do Espinhaço do leste ao nordeste e a serra da Canastra no centro-oeste do estado. Os autores relatam que Minas Gerais possui chuvas de distribuição irregular ao longo do ano, com 90% do total precipitado nos meses de outubro a março. Entretanto, a grande extensão territorial do estado, associada às características topográficas, favorecem a alta variabilidade climática.

Segundo Köppen o estado de Minas Gerais apresenta as seguintes classificações climáticas: Cwa Cwb com características de clima tropical e temperaturas mais amenas devido à elevação, Aw temperaturas elevadas ao longo do ano e uma estação chuvosa de verão, As temperaturas elevadas durante todo o ano, com uma estação seca em que as precipitações são significativamente reduzidas e por fim, Cfb que é caracterizado por temperaturas amenas, verões frescos e invernos suaves.

Figura 4. Classificação climática de Köppen o estado de Minas Gerais.



Fonte: Adaptado de Alvares et al. (2013).

Mello et al. (2003), por sua vez, dividiram o estado em 5 regiões hidrologicamente homogêneas, conforme mostra a Figura 5.

Figura 5. Mapa do estado de Minas Gerais dividido em regiões hidrologicamente homogêneas.



Fonte: Mello et al. (2003).

A Região Norte é caracterizada por um relevo com pequena presença de cadeias montanhosas, apresentando clima próximo a semiárido, com um deficit hídrico superior a três meses durante o ano e cobertura vegetal típica de cerrado e caatinga. Está localizada em latitudes inferiores a 18°00'S. A Região Central é caracterizada por um relevo mais acidentado, com prevalência de altitudes acima de 500 m e cobertura vegetal predominante de cerrado. Localiza-se entre as coordenadas geográficas 18 e 21°S e 41 e 43°W.

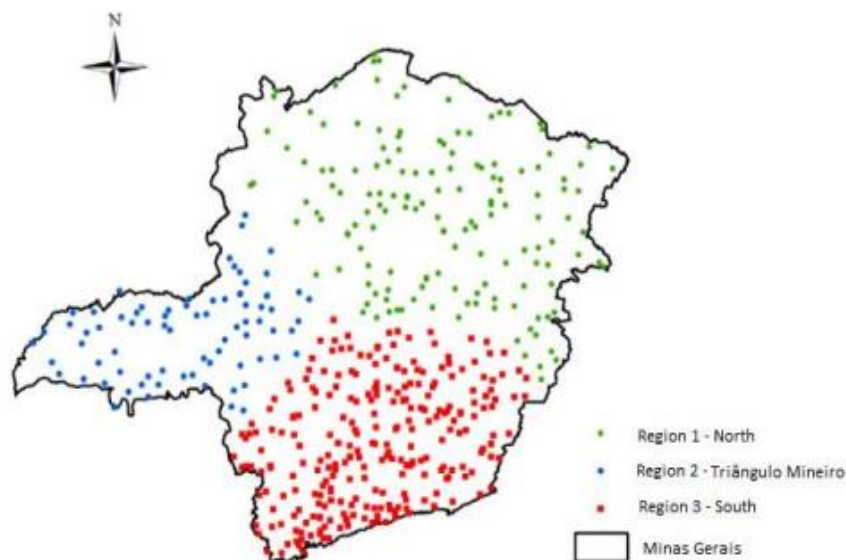
Na região do Triângulo Mineiro, o relevo é típico de chapada, apresentando altitudes elevadas e cobertura vegetal predominantemente de cerrado. Na Região Sul, há predominância de relevo montanhoso, altitudes elevadas e cobertura vegetal variando entre remanescentes de mata atlântica e cerrado. Por fim, a Região Leste é caracterizada por relevo movimentado e altitudes inferiores a 700 m, com cobertura vegetal próxima à mata atlântica.

Martins et al. (2018) realizaram a classificação climática de Köppen-Geiger para Minas Gerais e constataram que a classe climática mais comum é a Aw, correspondendo a 67% da área. Na Região Sul do estado, devido à presença de áreas com maiores altitudes, os climas predominantes são o Cwa, com uma ocorrência de 21%, e, em áreas menores, o Cwb, representando 11%. Já ao norte, prevalece o clima Aw, porém com uma pequena área apresentando climas Bsh e Bwh.

Bello et al. (2022) empregando 494 estações distribuídas no estado de Minas

Gerais, identificaram 3 regiões homogêneas no que se referem ao padrão das chuvas empregando a análise cluster k-means (Figura 6).

Figura 6. Mapa de Minas Gerais com três regiões hidrologicamente homogêneas obtidas por meio da análise de agrupamento e análise subjetiva.



Fonte: Adaptado de Bello et al. (2022).

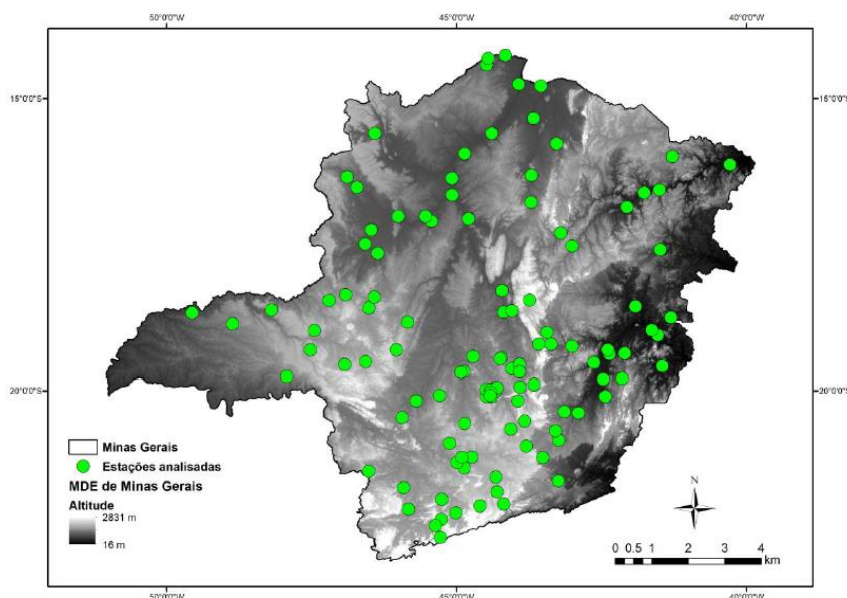
4.2 Aquisição dos dados pluviométricos

Os dados utilizados como base comparativa neste estudo foram obtidos por Abreu (2018), que realizou a análise de 116 estações pluviométricas localizadas no estado de Minas Gerais, visando a obtenção de coeficientes de desagregação de chuvas específicos para cada estação. Segundo o autor, a diversidade climática de Minas Gerais possibilitou a investigação da validade local ou regional dos coeficientes de desagregação, levando em consideração regiões com características climáticas diferentes.

Posteriormente, como forma de validar os resultados, Abreu (2018) realizou a desagregação de chuvas utilizando os coeficientes de desagregação específicos obtidos pelo autor, calculou as intensidades da chuva para diferentes períodos de retorno e tempos de duração e, por fim, estimou os parâmetros da relação IDF, comparando estes valores com as intensidades médias observadas.

A Figura 7 apresenta o modelo digital de elevação (MDE) do estado de Minas Gerais e a localização das estações utilizadas por Abreu (2018).

Figura 7. Modelo Digital de Elevação do estado de Minas Gerais e distribuição espacial das estações utilizadas.



Fonte: Abreu (2018).

A Tabela 2, por sua vez, sumariza os dados referentes a cada estação, como nome, código e as respectivas coordenadas geográficas.

Tabela 2. Estações de coleta de dados de chuva analisadas por Abreu (2018).

Estação	Código	Latitude	Longitude	Região
Acaiaca	2043009	20°21'45"S	43°08'38"W	Leste
Acesita	1942009	19° 32' 00"S	42° 38' 00"W	Leste
Aiuruoca	2144018	21° 58' 47"S	44° 36' 09"W	Sul
Alto da Boa Vista	2044021	20° 6' 20"S	44° 24' 03"W	Sul
Andrelândia	2144019	21° 44' 19"S	44° 18' 21"W	Sul
Araçuaí	1642000	16° 52' 00"S	42° 04' 00"W	Norte
Araguari	1848010	18° 38' 00"S	48° 12' 00"W	Triângulo Mineiro
Araxá	1946015	19° 34' 00"S	46° 56' 00"W	Triângulo Mineiro
Assaraí	1941006	19° 35' 35"S	41° 27' 23"W	Leste
Barra do Cuité	1941005	19° 03' 42"S	41° 31' 58"W	Leste
Barra do Jequitaiá	1744020	17° 04' 00"S	44° 48' 00"W	Norte
Boca da Caatinga	1443000	14° 47' 11"S	43° 33' 05"W	Norte
Bom Jardim de Minas	2144001	21° 56' 52"S	44° 11' 37"W	Sul
Brás Pires	2043026	20° 50' 51"S	43° 14' 31"W	Leste

(continua)

Estação	Código	Latitude	Longitude	Região
Buritís	1546001	15° 36' 58"S	46° 24' 49"W	Norte
Cachoeira da Manteiga	1645009	16° 39' 25"S	45° 04' 51"W	Norte
Cachoeira do Paredão	1745001	17° 06' 40"S	45° 26' 16"W	Norte
Cachoeira dos Óculos	1942031	19° 48' 57"S	42° 28' 37"W	Leste
Cachoeira Escura	1942001	19° 23' 00"S	42° 22' 00"W	Leste
Caeté	1943010	19° 54' 02"S	43° 40' 03"W	Leste
Caixa de Areia	1943022	19° 56' 42"S	43° 54' 45"W	Leste
Capinópolis	1849017	18° 41' 00"S	49° 34' 00"W	Triângulo Mineiro
Capitânia	1444001	14° 25' 23"S	44° 29' 01"W	Norte
Capitão Enéias	1643020	16° 19' 20"S	43° 42' 54"W	Norte
Caratinga	1942021	19° 48' 00"S	42° 09' 00"W	Leste
Carbonita	1742008	17° 31' 57"S	43° 00' 44"W	Norte
Carmo da Mata	2044042	20° 33' 45"S	44° 52' 03"W	Central
Carmo do Paranaíba	1846001	19° 00' 12"S	46° 18' 22"W	Triângulo Mineiro
Cenibra	1942030	19° 18' 59"S	42° 23' 46"W	Leste
Central de Minas	1841018	18° 45' 47"S	41° 18' 30"W	Leste
Colônia do Jaíba	1543002	15° 20' 28"S	43° 40' 31"W	Norte
Conceição do Mato Dentro	1943002	19° 01' 00"S	43° 26' 39"W	Leste
Congonhas	2043013	20° 31' 19"S	43° 49' 48"W	Leste
Coronel Pacheco	2143061	21° 33' 00"S	43° 15' 00"W	Sul
Cristina	2245065	22° 12' 39"S	45° 16' 02"W	Sul
Delfim Moreira	2245064	22° 31' 00"S	45° 17' 00"W	Sul
Desterro de Melo	2143003	21° 08' 57"S	43° 31' 12"W	Sul
Dom Cavati	1942008	19° 22' 23"S	42° 06' 16"W	Leste
Entre Rios de Minas	2044007	20° 39' 40"S	44° 04' 14"W	Central
Fazenda Curralinho	2044024	20° 0' 27"S	44° 19' 51"W	Sul
Fazenda Juca Casemiro	2145008	21° 52' 12"S	45° 15' 44"W	Sul
Fazenda Laranjeiras	2144021	20° 06' 08"S	44° 29' 05"W	Sul
Fazenda Santa Rita	1944062	19° 58' 58"S	44° 29' 32"W	Sul
Fazenda São Mateus	1946007	19° 31' 00"S	46° 34' 16"W	Triângulo Mineiro
Ferros	1943003	19° 15' 01"S	43° 00' 52"W	Leste
Gouveia	1843002	18° 27' 56"S	43° 44' 35"W	Leste

(continua)

Estação	Código	Latitude	Longitude	Região
Ibituruna	2144023	21° 08' 37"S	44° 44' 19"W	Sul
Iguatama	2045002	20° 10' 44"S	45° 42' 01"W	Central
Iraí de Minas	1847010	18° 58' 54"S	47° 27' 27"W	Triângulo Mineiro
Itaobim	1641001	16° 34' 06"S	41° 30' 11"W	Norte
Itinga	1641010	16° 37' 05"S	41° 46' 03"W	Norte
Itumirim	2144005	21° 19' 16"S	44° 52' 23"W	Sul
Jacinto	1640000	16° 08' 19"S	40° 17' 25"W	Norte
Janaúba	1543013	15° 46' 32"S	43° 16' 47"W	Norte
Jardim	2044052	20° 02' 42"S	44° 24' 28"W	Sul
Juatuba	1944027	19° 57' 20"S	44° 20' 04"W	Leste
Juramento	1643024	16° 47' 00"S	43° 43' 00"W	Norte
Juvenília	1444004	14° 15' 46"S	44° 09' 39"W	Norte
Lagoa do Gouveia	1845004	18° 50' 29"S	45° 51' 05"W	Central
Lagoa Grande	2043002	20° 10' 45"S	43° 56' 34"W	Leste
Lavras	2145036	21° 14' 00"S	45° 00' 00"W	Sul
Macaia	2144026	21° 08' 42"S	44° 54' 49"W	Sul
Machado	2145033	21° 40' 00"S	45° 55' 00"W	Sul
Madre de Deus de Minas	2144007	21° 29' 03"S	44° 19' 36"W	Sul
Manga	1443001	14° 45' 24"S	43° 55' 56"W	Norte
Maria da Fé	2245088	22° 19' 04"S	45° 22' 04"W	Sul
Mateus Leme	1944048	19° 59' 30"S	44° 25' 26"W	Leste
Monte Alegre de Minas	1848000	18° 52' 20"S	48° 52' 10"W	Triângulo Mineiro
Morro do Pilar	1943025	19° 13' 03"S	43° 22' 27"W	Central
Mucuri	1741001	17° 35' 47"S	41° 29' 34"W	Leste
Muzambinho	2146030	21° 22' 50"S	46° 31' 08"W	Sul
Papagaios	1944049	19° 25' 42"S	44° 43' 11"W	Central
Patos de Minas	1846018	18° 36' 00"S	46° 31' 00"W	Triângulo Mineiro
Pedra Azul	1641008	16° 00' 00"S	41° 17' 00"W	Norte
Pedra de Maria da Cruz	1544017	15° 36' 02"S	44° 23' 45"W	Norte
Pedro Leopoldo	1944009	19° 38' 04"S	44° 03' 12"W	Central
Piranga	2043010	20° 41' 26"S	43° 17' 58"W	Central

(continua)

Estação	Código	Latitude	Longitude	Região
Pitangui	1944032	19° 41' 04"S	44° 52' 44"W	Central
Piumhi	2045012	20° 27' 43"S	45° 56' 42"W	Central
Ponte BR 040 (Paracatu)	1746007	17° 29' 53"S	46° 34' 51"W	Norte
Ponte BR 040 (Prata)	1746006	17° 39' 37"S	46° 21' 47"W	Norte
Ponte do Licínio	1844003	18°40' 54"S	44°40' 33"W	Central
Ponte Nova do Paraopeba	1944004	19°56' 56"S	44°18' 19"W	Central
Ponte Nova	2042018	20° 23' 05"S	42° 54' 10"W	Leste
Ponte Raul Soares	1943049	19° 33' 41"S	43° 55' 04"W	Leste
Porto do Cavalo	1745007	17° 01' 37"S	45° 32' 26"W	Norte
Porto Extrema	1746001	17° 01' 29"S	46° 00' 45"W	Norte
Presidente Juscelino	1844009	18° 38' 38"S	44° 02' 53"W	Central
Presidente Olegário	1846005	18° 24' 45"S	46° 25' 19"W	Triângulo Mineiro
Queiroz	2044049	20° 01' 50"S	44° 24' 46"W	Central
Raul Soares	2042008	20° 06' 13"S	42° 26' 24"W	Leste
Rocinha	1846019	18°22' 34"S	46°54' 53"W	Triângulo Mineiro
Santa Juliana	1947001	19° 18' 57"S	47° 31' 34"W	Triângulo Mineiro
Santa Rosa	1746002	17° 15' 17"S	46° 28' 30"W	Norte
Santana do Jacaré	2045004	20° 54' 18"S	45° 07' 30"W	Sul
Santo Antônio do Boqueirão	1646003	16° 31' 45"S	46° 43' 23"W	Norte
Santo Antônio do Monte	2045013	20° 05' 04"S	45° 17' 48"W	Sul
Santo Hipólito	1844001	18° 18' 00"S	44° 13' 22"W	Central
São Francisco	1544012	15° 56' 58"S	44° 52' 05"W	Norte
São Gonçalo	1444000	14° 18' 49"S	44° 27' 37"W	Norte
São Gotardo	1946009	19° 18' 55"S	46° 02' 40"W	Triângulo Mineiro
São Lourenço	2245107	22° 06' 00"S	45° 01' 00"W	Sul
São Romão	1645000	16° 22' 18"S	45° 04' 58"W	Norte
Serra Azul	2044054	20° 05' 12"S	44° 25' 38"W	Central
Sete Lagoas ANA	1944016	19° 28' 0"S	44° 15' 0"W	Central
Sete Lagoas INMET	1944052	19° 28' 0"S	44° 15' 0"W	Central
Silvianópolis	2245089	22° 02' 03"S	45° 50' 00"W	Sul
Tumiritinga	1841011	18° 58' 35"S	41° 38' 25"W	Leste
Uberaba	1947000	19° 45' 0"S	47° 46' 0"W	Triângulo Mineiro

Tabela 3. Estações de coleta de dados de chuva analisadas por Abreu (2018).

Estação	Código	Latitude	Longitude	Região
Unáí	1646001	16° 21' 05"S	46° 53' 23"W	Norte
Vau da Lagoa	1943035	19° 13' 08"S	43° 35' 17"W	Central
Velho da Taipa	1944021	19° 41' 46"S	44° 55' 46"W	Central
Vespasiano	1943009	19° 41' 14"S	43° 55' 15"W	Central
Vila Matias	1841001	18° 34' 29"S	41° 55' 04"W	Norte
Vila Terra Branca	1743002	17° 18' 46"S	43° 12' 28"W	Leste

Fonte: Adaptado de Abreu (2018).

4.3 Ajustes dos modelos dos coeficientes de desagregação de chuva

Para modelar os coeficientes de desagregação de chuvas para as estações de coleta de chuva, foram ajustados os modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021), cujos resultados dos modelos ajustados foram posteriormente comparados com os coeficientes de desagregação específicos obtidos por Abreu (2018). Os modelos logarítmico e o proposto por Back e Wildner (2021) podem ser descritos segundo as seguintes equações:

$$Cd = A \ln(t) - B \quad \text{Eq.(1)}$$

$$Cd = \frac{t}{(a + bt^c)} \quad \text{Eq.(2)}$$

Em que: Cd é o coeficiente de desagregação; A, B, a, b e c são os parâmetros a serem ajustados; e t é a duração da chuva, em minutos.

No ajuste dos parâmetros das Equações 1 e 2, foi empregada a ferramenta de otimização Solver, incorporada ao software Microsoft Excel®, sendo estabelecida uma função objetivo que buscasse minimizar a soma dos quadrados dos desvios entre os coeficientes específicos obtidos por Abreu (2018) e os ajustados a partir dos modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021). A qualidade dos ajustes foi avaliada pelo emprego do coeficiente de determinação (R^2).

4.4 Validação dos modelos de desagregação de chuva

Para fins de validação dos modelos de desagregação de chuvas logarítmico e de Back e Wildner (2021), primeiramente foram selecionadas, de forma arbitrária, 5 estações pluviométricas, uma para cada região hidrologicamente homogênea do estado de Minas Gerais descritas por Mello et al. (2003) (Figura 4). As séries históricas de chuvas diárias

foram extraídas da plataforma Hidroweb, gerenciada pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA, 2023). A Tabela 3 apresenta a descrição das estações selecionadas.

Tabela 3. Descrição das estações pluviométricas selecionadas para a etapa de validação.

Estações	Código	Latitude	Longitude	Região	Período
Janaúba	1543013	15°46'32"S	43°16' 47"W	Norte	1977-1998
Carmo da Mata	2044042	20°33'45"S	44° 52' 03"W	Central	1977-2022
Araxá	1946015	19°34'00"S	46° 56' 00"W	Triângulo Mineiro	1975-1998
Caratinga	1942021	19°48'00"S	42° 09' 00"W	Leste	1941-1998
Aiuruoca	2144018	21°58' 47"S	44° 36' 09"W	Sul	1943-2022

Fonte: Da autora (2023).

Depois de baixadas, as séries históricas foram inseridas na Plataforma *Genetic Algorithm Methodology for IDF* (GAM-IDF) (CUNHA et al., 2019; VARGAS et al., 2019) para o ajuste das relações IDF por meio do emprego dos coeficientes de desagregação propostos pela CETESB (1986) e os específicos obtidos por Abreu (2018) e pelo ajuste dos modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021).

Na plataforma, a função densidade de probabilidade (FDP) pode ser selecionada pelo usuário ou, então, habilitando a opção de “Melhor ajuste”. Nesta última, a qual foi empregada no presente estudo, o algoritmo realiza o teste de Anderson Darling ao nível de significância de 5% e retorna a FDP que forneceu o melhor ajuste.

Os tempos de retorno considerados foram de 2, 5, 10, 20, 50, 100 anos e os coeficientes de desagregação ajustados foram inseridos manualmente, uma vez que no *default* da plataforma são utilizados os propostos pela CETESB (1986). Os coeficientes de desagregação solicitados na plataforma que não estavam contemplados pelo trabalho de Abreu (2018) foram obtidos segundo a metodologia proposta por Silveira (2000).

As relações IDF (Equação 3) foram comparadas por meio dos coeficientes estatísticos de Nash-Sutcliffe (NS) (Equação 4) e raiz do erro quadrático médio (RMSE) (Equação 5), que podem ser descritos pelas relações:

$$I = \frac{K TR^e}{(t + f)^g} \quad \text{Eq.(3)}$$

Em que: I é a intensidade da chuva; TR é o tempo de retorno em anos; t é o tempo de

duração da chuva em minutos e K, e, f e g são os parâmetros a serem ajustados para cada localidade.

$$NS = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (\text{est} - \text{obs})^2}{\sum_{t=1}^n (\text{obs} - \overline{\text{obs}})^2} \quad \text{Eq.(4)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{obs} - \text{est})^2} \quad \text{Eq.(5)}$$

Em que: n é o número de dados; obs, est e $\overline{\text{obs}}$ as intensidades das chuvas observadas; estimadas e média das intensidades observadas, respectivamente, expressas em mm.h⁻¹.

4.5 Espacialização dos parâmetros dos modelos

Como etapa preliminar, a análise geoestatística foi utilizada para determinar a estrutura espacial dos parâmetros dos modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021), visando realizar a espacialização destes parâmetros para todo o estado de Minas Gerais. A análise da dependência espacial foi feita a partir da função semivariograma, conforme descrito por Isaaks e Srivastava (1989):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad \text{Eq.(6)}$$

Em que: $\gamma(h)$ é a semivariância; N(h), o número de pares $[z(x_i), z(x_i + h)]$ separados pelo vetor h e h a distância entre os pares de pontos.

Uma vez plotado o semivariograma experimental, é necessário ajustá-lo ao semivariograma teórico. Para isto, foi utilizado o software SAGA® (*System for Automated Geoscientific Analyses*), versão 9.2.0, que permite o ajuste de diferentes modelos de semivariogramas teóricos, dentre eles o Esférico (Equação 6), o Exponencial (Equação 7) e o Gaussiano (Equação 8), comumente mencionados na literatura (DANTAS; OLIVEIRA, 2021; FERREIRA, 2023; MELLO; SAMPAIO, 2019). Neste trabalho, foi selecionada a opção de “Melhor ajuste”, na qual o algoritmo acoplado ao *software* testa cada um dos modelos teóricos e retorna o que fornece o maior coeficiente de determinação (R²).

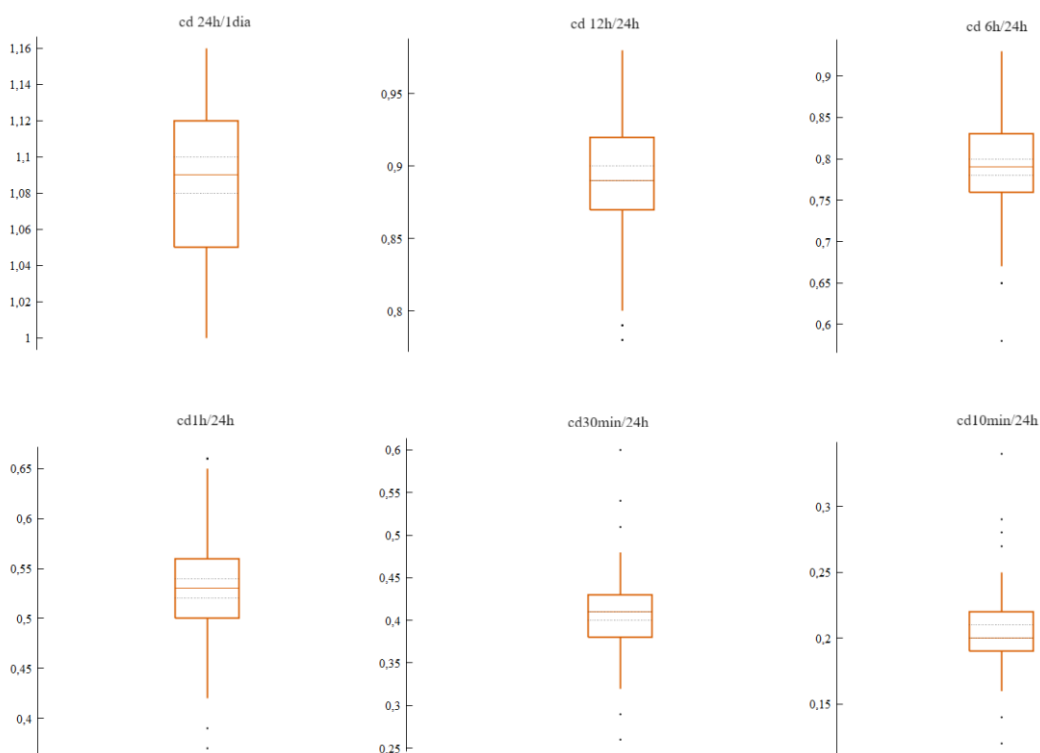
Uma vez identificada a correlação espacial e efetuados os ajustes dos semivariogramas teóricos aos experimentais, procedeu-se com a espacialização dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) utilizando a Krigagem ordinária como interpolador. Este procedimento foi realizado no *software* livre QGIS, versão 3.28 ®.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Ajustes dos modelos dos coeficientes de desagregação de chuva

A Figura 9 apresenta os gráficos *boxplot* dos coeficientes de desagregação de chuvas específicos para o estado de Minas Gerais gerados por Abreu (2018).

Figura 9. Gráficos *boxplot* dos coeficientes de desagregação específicos gerados por Abreu (2018).



Fonte: Da autora (2023).

A caráter de informação, a Tabela 4 apresenta as principais estatísticas descritivas dos coeficientes de desagregação de chuvas específicos obtidos por Abreu (2018) para o estado de Minas Gerais.

Tabela 4. Estatísticas descritivas dos coeficientes de desagregação de chuvas obtidos por Abreu (2018).

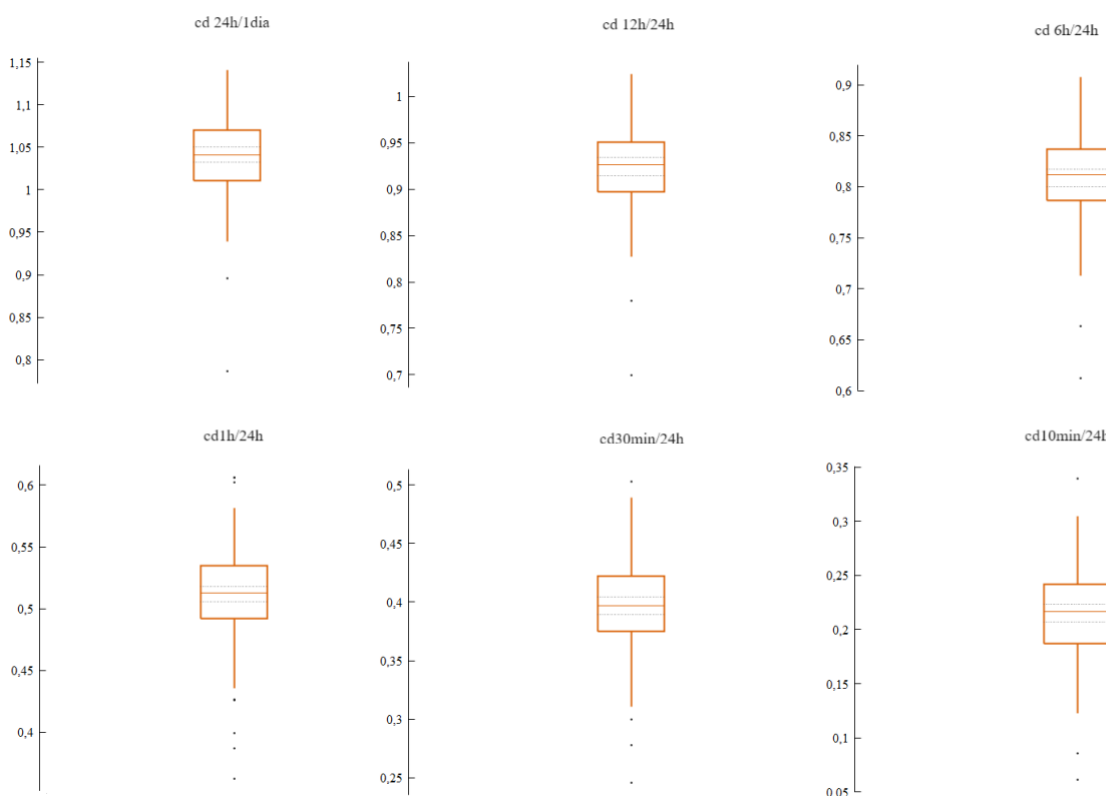
Estatísticas	Coeficientes de desagregação de chuvas específicos											
	Cd24h	Cd12h	Cd6h	Cd4h	Cd3h	Cd2h	Cd1h	Cd50'/	Cd40'/	Cd30'/	Cd20'/	Cd10'/
	/1dia	/24h	/24h	/24h	/24h	/24h	/24h	24h	24h	24h	24h	24h
Média	1,09	0,89	0,79	0,73	0,69	0,63	0,53	0,50	0,46	0,41	0,33	0,20
Mediana	1,09	0,89	0,79	0,73	0,68	0,62	0,53	0,50	0,46	0,41	0,33	0,20
DP ¹	0,04	0,04	0,06	0,06	0,06	0,06	0,05	0,05	0,05	0,05	0,04	0,03
CV ² (%)	3,67	4,80	7,30	8,54	8,65	9,22	9,89	10,1	10,6	11,4	12,7	13,8

¹DP = desvio padrão; ²CV = coeficiente de variação (%).

Fonte: Adaptado de Abreu (2018).

A Figura 10 apresenta os gráficos *boxplot* dos coeficientes de desagregação específicos gerados pelo modelo logarítmico, considerando todas as estações analisadas.

Figura 10. Gráficos *boxplot* dos coeficientes de desagregação específicos gerados pelo modelo logarítmico.



Fonte: Da autora (2023).

A Tabela 5 apresenta as principais estatísticas descritivas dos coeficientes de desagregação de chuvas obtidos pelo ajuste do modelo logarítmico.

Tabela 5. Estatísticas descritivas dos coeficientes de desagregação de chuvas obtidos pelo ajuste do modelo logarítmico.

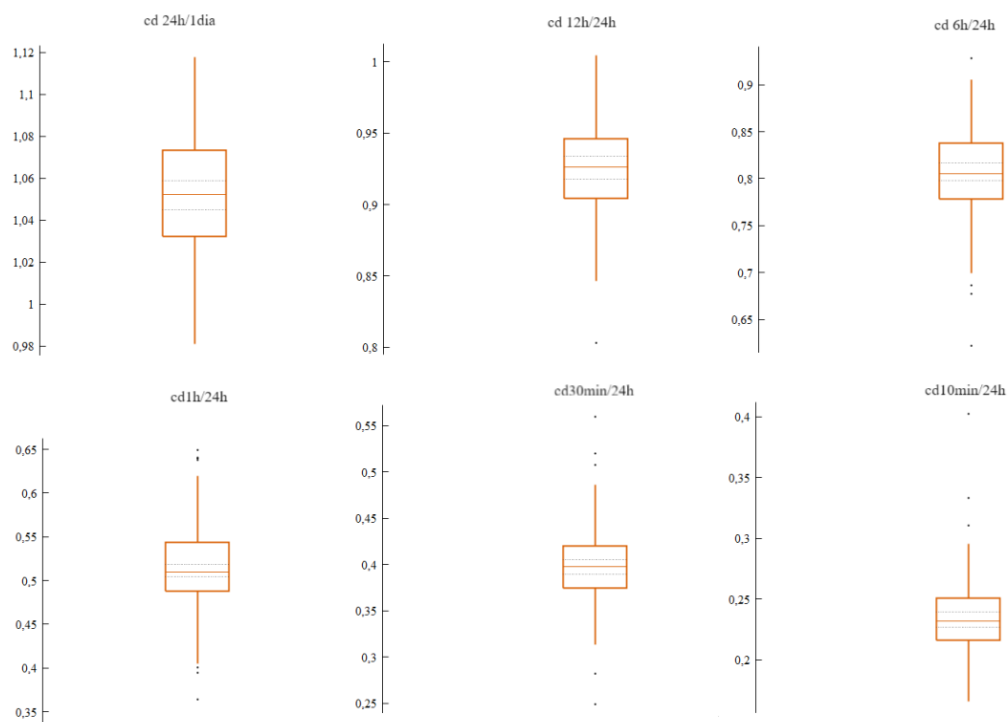
Estatísticas	Coeficientes de desagregação de chuvas											
	Cd24h	Cd12h	Cd6h	Cd4h	Cd3h	Cd2h	Cd1h	Cd50'/	Cd40'/	Cd30'/	Cd20'/	Cd10'/
	/1dia	/24h	/24h	/24h	/24h	/24h	/24h	24h	24h	24h	24h	24h
Média	1,04	0,92	0,81	0,74	0,69	0,63	0,51	0,48	0,44	0,40	0,33	0,22
Mediana	1,04	0,93	0,81	0,74	0,70	0,63	0,51	0,48	0,45	0,40	0,33	0,22
DP ¹	0,05	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,05
CV ² (%)	4,76	4,97	5,35	5,68	5,99	6,55	8,04	8,59	9,39	10,6	13,2	21,5

¹DP = desvio padrão; ²CV = coeficiente de variação (%).

Fonte: Logarítmico (2023).

A Figura 11 apresenta os gráficos *boxplot* dos coeficientes de desagregação específicos gerados pelo modelo proposto por Back e Wildner (2021), considerando todas as estações analisadas.

Figura 11. Gráficos *boxplot* dos coeficientes de desagregação gerados pelo modelo de Back e Wildner (2021).



Fonte: Da autora (2023).

Já a Tabela 6 apresenta as principais estatísticas descritivas dos coeficientes de desagregação de chuvas obtidos pelo ajuste do modelo de Back e Wildner (2021).

Tabela 6. Estatísticas descritivas dos coeficientes de desagregação de chuvas obtidos pelo ajuste do modelo proposto por Back e Wildner (2021).

Estatísticas	Coeficientes de desagregação de chuva											
	Cd24h /1dia	Cd12h /24h	Cd6h /24h	Cd4h /24h	Cd3h /24h	Cd2h /24h	Cd1h /24h	Cd50'/ 24h	Cd40'/ 24h	Cd30'/ 24h	Cd20'/ 24h	Cd10'/ 24h
Média	1,05	0,92	0,81	0,74	0,69	0,63	0,51	0,48	0,45	0,40	0,34	0,24
Mediana	1,05	0,93	0,81	0,74	0,69	0,62	0,51	0,48	0,44	0,40	0,33	0,23
DP ¹	0,03	0,03	0,05	0,06	0,06	0,06	0,05	0,05	0,05	0,04	0,04	0,03
CV ² (%)	2,88	3,61	6,10	7,53	8,43	9,51	10,6	10,8	11,0	11,2	11,6	13,7

¹DP = desvio padrão; ²CV = coeficiente de variação (%).

Fonte: Back e Wildner (2021).

De acordo com os resultados exibidos nas Tabelas 5 e 6, o coeficiente de desagregação $Cd_{24h/1dia}$ apresentou média de 1,04 e 1,05, respectivamente, para o modelo logarítmico e de Back e Wildner (2021), considerando todas as estações. Segundo a classificação proposta por Warrick e Nielsen (1980), valores de CV menores que 12% são considerados dados com baixa variabilidade, de 12% a 60%, média variabilidade e acima de 60%, alta variabilidade. Os CV para o $Cd_{24h/1dia}$ do modelo logarítmico e de Back e Wildner (2021) apresentaram valores de 4,76 e 2,88%, respectivamente, sendo considerados dados de baixa variabilidade.

Todavia, foi verificado que os valores de CV aumentam à medida que as durações das chuvas diminuem para todos os casos, indicando que os coeficientes de desagregação podem não representar de maneira adequada as relações das chuvas de menores durações. Abreu (2018) comentou que chuvas de menores durações normalmente são associadas a eventos convectivos, e, no geral, não ocorrem no mesmo dia da chuva máxima de um dia, normalmente associadas a eventos frontais. Sendo assim, o $Cd_{24h/dia}$ pode não conseguir representar um elo direto com a natureza de chuvas de curta duração (convectivas).

Conforme constatado, os valores encontrados tanto por Abreu (2018), quanto pelo ajuste dos modelos, são inferiores ao de 1,14 proposto pela CETESB (1986), usualmente adotado em projetos hidráulicos urbanos e rurais para determinação da chuva de projeto (PENNER; LIMA, 2016; SANTOS et al., 2021; SILVA et al., 2012). Este fato contribui para a reiterar a necessidade de aplicação de coeficientes de desagregação de chuvas específicos para cada região, visando acrescentar as particularidades de diferentes regimes pluviométricos na determinação das relações IDF (ABREU et al., 2022a, 2022b; BACK; POLA, 2016).

Segundo Silva Neto et al. (2020), a adoção de constantes de desagregação

específicas para cada área de interesse é altamente recomendada, uma vez que cada região possui elementos e condições climáticas singulares que exercem influência direta sobre as variáveis hidrológicas. Entretanto, esta perspectiva não tem sido considerada em muitos estudos recentes, nos quais foram empregados coeficientes de desagregação estabelecidos para todo o território nacional (CETESB, 1980), como nos trabalhos de Campos et al. (2017), ao estimarem os parâmetros de equações para chuvas intensas para o estado da Paraíba, Sabino et al. (2019), para o estado do Mato Grosso e Back e Cadorin (2020a, 2020b), para o estado do Acre e Amapá, respectivamente.

Back et al. (2012) relatam que os erros na estimativa das intensidades de precipitação vão acumulando a cada coeficiente utilizado. Isto é, a desagregação da chuva de 1 dia é feita em cascata, contemplando sempre o coeficiente $Cd_{24h/dia}$, que traz a relação entre a chuva pluviográfica e a chuva pluviométrica (SILVEIRA, 2000). Genovez e Zuffo (2000) comentam que a utilização dos coeficientes de desagregação da CETESB para todo o Brasil pode gerar erros na estimativa de chuvas intensas em proporção superior a 30% em relação à equação obtida por registros pluviográficos.

No que diz respeito aos modelos ajustados, a Tabela 7 apresenta os respectivos parâmetros de ajuste para cada estação, bem como os valores de R^2 obtidos.

Tabela 74. Parâmetros dos modelos ajustados e respectivos valores de R^2 para cada estação analisada.

(continua)

Estações	Parâmetros						
	Modelo Logarítmico			Modelo de Back e Wildner (2021)			
	A	B	R^2	a	b	c	R^2
Acaiaca	0,176	0,212	0,999	27,041	2,976	0,837	0,999
Acesita	0,178	0,222	0,990	32,575	2,461	0,865	0,993
Aiuruoca	0,167	0,200	0,965	15,054	4,732	0,776	0,983
Alto da Boa Vista	0,160	0,107	0,963	16,427	2,997	0,839	0,978
Andrelândia	0,163	0,146	0,987	27,407	2,345	0,878	0,994
Araçuaí	0,179	0,164	0,989	24,279	2,287	0,868	0,993
Araguari	0,169	0,188	0,977	17,911	3,851	0,803	0,986
Araxá	0,158	0,135	0,960	13,297	3,980	0,802	0,979
Assaraí	0,166	0,132	0,981	24,133	2,285	0,877	0,989
Barra do Cuité	0,166	0,104	0,982	24,116	1,954	0,897	0,993
Barra do Jequitaiá	0,163	0,148	0,977	14,186	3,842	0,804	0,988
Boca da Caatinga	0,151	0,094	0,990	23,346	2,451	0,877	0,997
Bom Jardim de Minas	0,171	0,246	0,974	17,861	5,411	0,758	0,991
Brás Pires	0,173	0,173	0,986	20,388	3,058	0,832	0,990
Buritit	0,181	0,241	0,997	33,353	2,634	0,854	0,998
Cachoeira da Manteiga	0,169	0,150	0,974	20,492	2,818	0,845	0,982
Cachoeira do Paredão	0,170	0,169	0,990	20,244	3,168	0,829	0,993

(continua)

Estações	Parâmetros						
	Modelo Logarítmico			Modelo de Back e Wildner (2021)			
	A	B	R ²	a	b	c	R ²
Cachoeira dos Óculos	0,173	0,177	0,995	27,534	2,428	0,867	0,997
Cachoeira Escura	0,185	0,277	0,989	26,945	3,910	0,796	0,994
Caeté	0,167	0,256	0,953	12,725	7,072	0,724	0,984
Caixa de Areia	0,175	0,318	0,943	8,187	9,972	0,673	0,989
Capinópolis	0,180	0,239	0,996	31,144	2,843	0,843	0,996
Capitânia	0,162	0,136	0,994	21,994	2,762	0,853	0,996
Capitão Enéias	0,161	0,080	0,975	22,284	1,993	0,896	0,990
Caratinga	0,170	0,180	0,993	21,289	3,204	0,828	0,995
Carbonita	0,166	0,180	0,998	24,785	3,129	0,836	0,999
Carmo da Mata	0,169	0,201	0,998	27,791	3,066	0,838	0,999
Carmo do Paranaíba	0,169	0,198	0,968	15,871	4,436	0,783	0,983
Cenibra	0,167	0,180	0,999	25,804	2,927	0,844	0,999
Central de Minas	0,159	0,090	0,987	23,915	2,043	0,896	0,997
Colônia do Jaíba	0,138	0,050	0,964	17,680	1,728	0,924	0,996
Conceição do Mato Dentro	0,176	0,196	0,995	34,208	2,011	0,895	0,999
Congonhas	0,164	0,141	0,977	11,805	3,984	0,796	0,990
Coronel Pacheco	0,178	0,205	0,991	23,182	3,161	0,825	0,994
Cristina	0,167	0,227	0,956	6,941	6,909	0,723	0,990
Delfim Moreira	0,164	0,176	0,974	11,246	4,872	0,771	0,992
Desterro de Melo	0,168	0,195	0,991	23,638	3,387	0,824	0,994
Dom Cavati	0,170	0,166	0,988	33,522	1,836	0,910	0,998
Entre Rios de Minas	0,157	0,115	0,974	11,890	3,847	0,806	0,988
Fazenda Currealinho	0,168	0,221	0,992	22,916	4,175	0,796	0,997
Fazenda Juca Casemiro	0,163	0,125	0,993	21,670	2,553	0,862	0,996
Fazenda Laranjeiras	0,157	0,142	0,965	17,148	3,651	0,817	0,980
Fazenda Santa Rita	0,166	0,167	0,979	16,768	3,704	0,809	0,988
Fazenda São Mateus	0,167	0,147	0,981	15,603	3,455	0,815	0,989
Ferros	0,164	0,148	0,996	25,557	2,521	0,866	0,998
Gouveia	0,165	0,184	0,986	21,054	3,603	0,816	0,991
Ibituruna	0,163	0,138	0,974	16,566	3,323	0,824	0,984
Iguatama	0,153	0,130	0,984	15,438	3,839	0,812	0,993
Iraí de Minas	0,166	0,078	0,979	20,507	1,985	0,891	0,991
Itaobim	0,153	0,052	0,977	25,699	1,668	0,928	0,999
Itinga	0,167	0,167	0,977	13,710	4,078	0,793	0,989
Itumirim	0,169	0,203	0,985	19,586	3,990	0,799	0,992
Jacinto	0,149	0,003	0,973	20,317	1,672	0,924	0,998
Janaúba	0,182	0,239	0,997	34,036	2,427	0,865	0,998
Jardim	0,178	0,257	0,980	20,665	4,724	0,772	0,993
Juatuba	0,169	0,194	0,995	28,077	2,903	0,846	0,996
Juramento	0,170	0,181	0,992	35,897	1,931	0,905	0,999
Juvenília	0,168	0,149	0,997	25,394	2,400	0,870	0,999
Lagoa do Gouveia	0,163	0,162	0,999	26,406	2,752	0,855	0,999
Lagoa Grande	0,152	0,134	0,967	10,011	4,724	0,782	0,988
Lavras	0,170	0,221	0,969	13,960	5,264	0,760	0,988

(continua)

Estações	Parâmetros						
	Modelo Logarítmico			Modelo de Back e Wildner (2021)			
	A	B	R ²	a	b	c	R ²
Macaia	0,157	0,131	0,985	17,259	3,474	0,824	0,992
Machado	0,159	0,164	0,945	5,407	5,799	0,748	0,981
Madre Deus de Minas	0,157	0,138	0,995	22,425	3,022	0,845	0,997
Manga	0,158	0,116	0,991	28,011	2,099	0,896	0,998
Maria da Fé	0,137	0,028	0,967	10,920	3,345	0,835	0,987
Mateus Leme	0,175	0,208	0,987	18,521	3,932	0,797	0,994
Monte Alegre de Minas	0,160	0,075	0,962	30,246	1,355	0,955	0,998
Morro do Pilar	0,175	0,248	0,989	22,512	4,489	0,782	0,997
Mucuri	0,162	0,095	0,989	23,529	2,065	0,892	0,997
Muzambinho	0,155	0,082	0,977	14,057	3,081	0,837	0,988
Papagaios	0,174	0,197	0,999	28,761	2,617	0,857	0,999
Patos de Minas	0,175	0,229	0,993	23,312	3,858	0,802	0,997
Pedra Azul	0,168	0,083	0,965	28,415	1,344	0,949	0,998
Pedra de Maria da Cruz	0,169	0,153	0,995	27,212	2,258	0,878	0,998
Pedro Leopoldo	0,174	0,279	0,962	10,271	7,559	0,709	0,996
Piranga	0,167	0,188	0,993	23,678	3,312	0,828	0,996
Pitangui	0,153	0,134	0,991	22,207	3,160	0,842	0,995
Piumhi	0,154	0,107	0,989	16,361	3,272	0,832	0,994
Ponte BR 040 (Paracatu)	0,160	0,166	0,989	14,957	4,347	0,791	0,998
Ponte BR 040 (Prata)	0,165	0,171	0,970	15,161	4,140	0,794	0,984
Ponte do Licínio	0,173	0,216	0,990	30,811	2,849	0,848	0,992
Ponte Nova do Paraopeba	0,163	0,134	0,993	24,443	2,432	0,871	0,997
Ponte Nova	0,167	0,142	0,991	20,923	2,754	0,849	0,994
Ponte Raul Soares	0,176	0,227	0,976	15,813	4,685	0,772	0,990
Porto do Cavalo	0,172	0,247	0,968	11,395	6,313	0,734	0,994
Porto Extrema	0,170	0,182	0,976	14,673	4,090	0,792	0,988
Presidente Juscelino	0,150	0,045	0,986	17,935	2,334	0,878	0,995
Presidente Olegário	0,161	0,197	0,946	9,673	5,906	0,748	0,978
Queiroz	0,175	0,208	0,976	22,345	3,379	0,819	0,982
Raul Soares	0,165	0,157	0,986	16,227	3,652	0,810	0,993
Rocinha	0,173	0,228	0,989	23,616	3,895	0,802	0,995
Santa Juliana	0,176	0,159	0,992	25,197	2,250	0,873	0,996
Santa Rosa	0,153	0,062	0,978	16,808	2,559	0,864	0,989
Santana do Jacaré	0,161	0,129	0,985	17,307	3,212	0,831	0,991
Santo Antônio do Boqueirão	0,126	0,128	0,959	7,068	2,369	0,875	0,987
Santo Antônio do Monte	0,159	0,149	0,996	24,794	2,873	0,852	0,998
Santo Hipólito	0,139	0,027	0,962	3,272	4,290	0,794	0,991
São Francisco	0,176	0,166	0,981	35,533	1,496	0,935	0,999
São Gonçalo	0,172	0,182	0,995	24,730	2,809	0,846	0,996
São Gotardo	0,159	0,106	0,989	17,566	2,880	0,845	0,994
São Lourenço	0,154	0,168	0,933	0,000	7,287	0,720	0,987
São Romão	0,168	0,118	0,983	25,972	1,892	0,902	0,995
Serra Azul	0,165	0,204	0,945	14,967	4,953	0,772	0,969
Sete Lagoas ANA	0,168	0,326	0,915	0,000	14,080	0,631	0,984

(conclusão)

Estações	Parâmetros						
	Modelo Logarítmico			Modelo de Back e Wildner (2021)			
	A	B	R ²	a	b	c	R ²
Sete Lagoas INMET	0,162	0,146	0,992	23,440	2,791	0,853	0,995
Silvianópolis	0,174	0,249	0,999	35,658	3,073	0,839	0,999
Tumiritinga	0,176	0,223	0,996	32,353	2,618	0,858	0,997
Uberaba	0,161	0,138	0,991	25,255	2,506	0,869	0,995
Unai	0,166	0,122	0,984	19,209	2,654	0,853	0,990
Vau da Lagoa	0,155	0,140	0,995	19,603	3,507	0,826	0,998
Velho da Taipa	0,156	0,120	0,983	14,589	3,622	0,816	0,992
Vespasiano	0,161	0,233	0,933	3,363	8,436	0,701	0,982
Vila Matias	0,193	0,287	0,995	37,155	2,477	0,857	0,995
Vila Terra Branca	0,165	0,194	0,994	22,273	3,780	0,811	0,997

Fonte: Da autora (2023).

Para todas as estações analisadas, os coeficientes de determinação para ambos os modelos foram superiores a 0,9, o que indica a boa qualidade dos ajustes, conferindo credibilidade na estimativa dos coeficientes de desagregação de chuva específicos para cada localidade. Os valores de R² variaram de 0,91 a 0,99 para o modelo logarítmico, referente às estações Sete Lagoas ANA e Cenibra, respectivamente; e de 0,96 a 0,99 para o modelo de Back e Wildner (2021) referente às estações Serra Azul e Papagaios, respectivamente.

A Tabela 8 apresenta as principais estatísticas descritivas dos parâmetros A e B, referentes ao modelo logarítmico; e a, b e c, referentes ao modelo de Back e Wildner (2021), considerando todas as estações avaliadas.

Tabela 8. Estatísticas descritivas dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) para todas as estações avaliadas.

Estatística	Parâmetros dos modelos				
	Logarítmico		Back e Wildner (2021)		
	A	B	a	b	c
Média	0,165	0,165	20,528	3,525	0,830
DP	0,010	0,060	7,741	1,755	0,056
CV (%)	6,002	36,602	37,711	49,803	6,720

¹DP = desvio padrão; ²CV = coeficiente de variação (%).

Fonte: Da autora (2023).

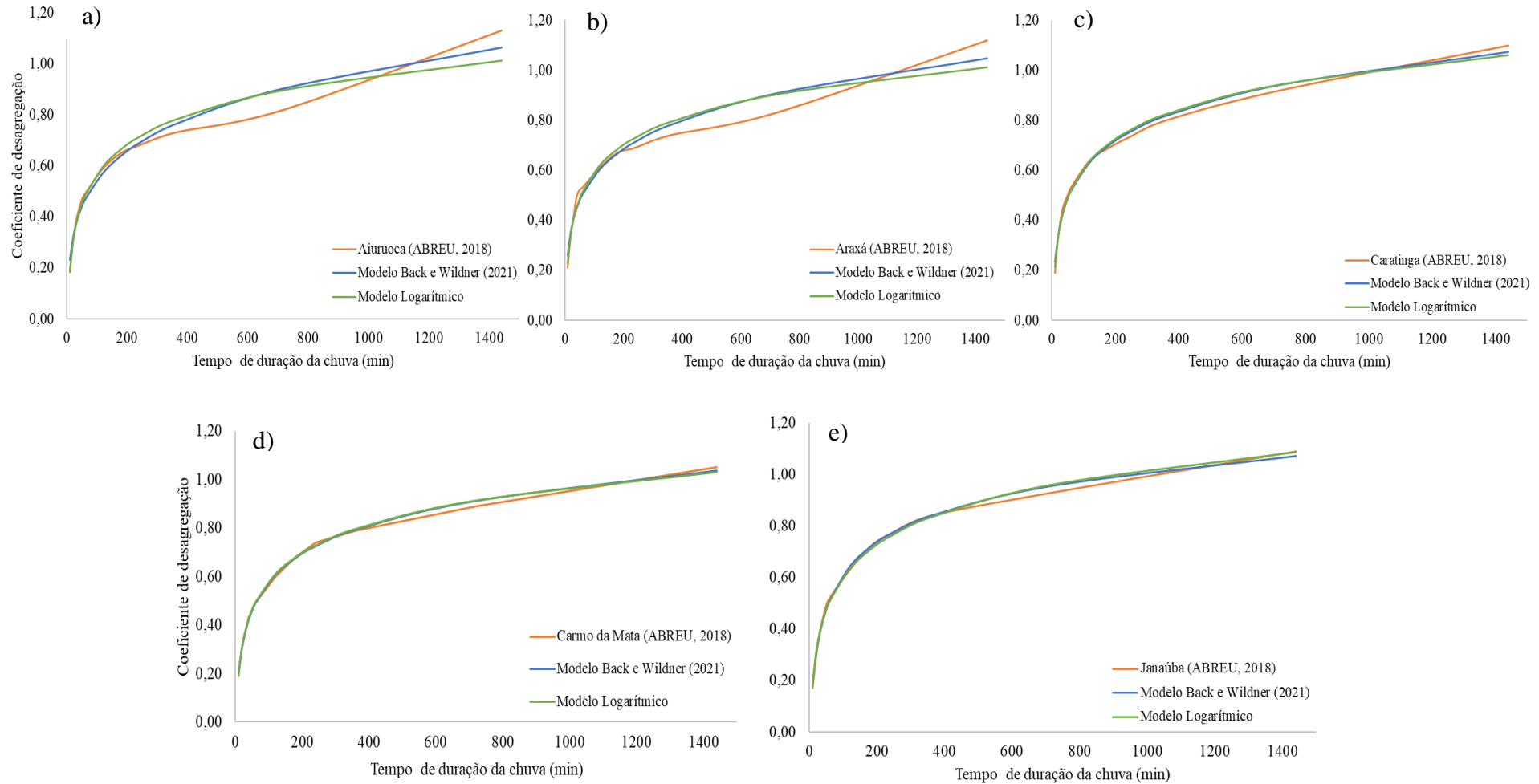
Observa-se que os parâmetros a e b do modelo de Back Wildner (2021) foram os que apresentaram maiores coeficientes de variação (CV), 37,11 e 49,80%,

respectivamente, seguidos do parâmetro B do modelo logarítmico, que apresentou um CV de 36,6%, todos classificados como média variabilidade (WARRICK, A. W.; NIELSEN, 1980). Este fato, por sua vez, inviabiliza a adoção de parâmetros médios para o estado de Minas Gerais e contribui para fundamentar a necessidade de adoção de coeficientes específicos para cada localidade.

A Figura 12 apresenta os coeficientes de desagregação em função do tempo de duração da chuva para as estações pluviométricas de Aiuruoca, Araxá, Caratinga, Carmo da Mata e Janaúba, uma para cada região hidrologicamente homogênea do estado de Minas Gerais (Figura 4). Na Figura 12, é possível observar um padrão semelhante entre as curvas entre os coeficientes de desagregação gerados por Abreu (2018) e os gerados pelos ajustes dos modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021), comportamento este que pode ser confirmado pelos altos valores de R^2 (Tabela 7).

Verificou-se, por meio da análise visual, que os coeficientes de desagregação gerados por Abreu (2018) apresentaram uma propensão a serem inferiores aos gerados pelos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021), sobretudo para o intervalo de duração de duração de 200 a 1000 minutos, sendo mais evidente esta diferença nas estações Aiuruoca e Araxá. Por outro lado, com exceção da estação de Janaúba, os coeficientes gerados por Abreu (2018) foram levemente superiores aos gerados pelos ajustes dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner, especialmente para intervalos acima de 1000 minutos.

Figura 12. Coeficientes de desagregação em função do tempo de duração da chuva para as estações pluviométricas Aiuruoca (a), Araxá (b), Caratinga (c), Carmo da Mata (d) e Janaúba (e).



Fonte: Da autora (2023).

5.2 Validação dos modelos dos coeficientes de desagregação de chuva

A Tabela 9 apresenta os parâmetros das relações IDF ajustadas na plataforma *GAM-IDF* a partir do emprego dos coeficientes de desagregação de chuvas propostos pela CETESB (1986), os gerados por Abreu e os obtidos pelo ajuste dos modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021).

Tabela 9. Parâmetros das relações IDF e estatísticas utilizada para verificação da qualidade do ajuste.

Estações	Cd empregado	Parâmetros IDF				RMSE (mm.h ⁻¹)	Nash e Sutcliffe (NS)
		K	e	f	g		
Aiuruoca	CETESB ¹	729,5	0,214	9,23	0,707	2,54	0,9988
	Abreu ²	832,7	0,214	8,53	0,706	6,56	0,9944
	Logarítmico ³	701,0	0,214	8,64	0,694	5,60	0,9946
	B&W ⁴	2201,4	0,214	16,60	0,933	7,22	0,9928
Araxá	CETESB ¹	907,5	0,316	9,23	0,707	16,37	0,9869
	Abreu ²	1363,0	0,316	10,21	0,75	22,74	0,9847
	Logarítmico ³	1849,8	0,316	13,66	0,84	18,73	0,9873
	B&W ⁴	4557,2	0,316	19,66	1,027	26,02	0,9792
Caratinga	CETESB ¹	736,1	0,108	9,23	0,707	3,44	0,9953
	Abreu ²	698,4	0,108	6,56	0,65	9,79	0,9760
	Logarítmico ³	1056,9	0,108	10,79	0,758	4,29	0,9946
	B&W ⁴	1584,0	0,108	13,58	0,842	4,56	0,9945
Carmo da Mata	CETESB ¹	760,0	0,172	9,22	0,707	4,61	0,9950
	Abreu ²	985,0	0,173	10,41	0,747	5,07	0,9951
	Logarítmico ³	764,8	0,172	8,75	0,698	6,73	0,9906
	B&W ⁴	692,5	0,172	8,78	0,687	4,77	0,9945
Janaúba	CETESB ¹	536,5	0,302	9,23	0,707	2,05	0,9993
	Abreu ²	338,5	0,302	4,36	0,576	11,42	0,9831
	Logarítmico ³	438,8	0,302	6,70	0,637	8,91	0,9896
	B&W ⁴	498,5	0,302	7,96	0,670	4,75	0,9969

Legenda: ¹= Cetesb (1986); ² = Abreu (2021); ³= Modelo Logarítmico; B&W⁴= Modelo proposto por Back e Wildner (2021).

Fonte: Da autora (2023).

Conforme mostra a Tabela 9, os valores do parâmetro “K” das relações IDF variou de acordo com os valores dos coeficientes de desagregação de chuva obtidos pelas

metodologias avaliadas neste trabalho, quando considerada a mesma estação. Observa-se que a maior amplitude de variação do parâmetro “K” foi para a estação pluviométrica de Araxá, sendo o maior valor, 4557,2, atribuído aos coeficientes de desagregação gerados pelo modelo de Back e Wildner (2021), e o menor, 907,5, pelo emprego dos coeficientes de desagregação propostos pela CETESB (1986).

Caminha et al. (2020) ao ajustarem as relações IDF utilizando os coeficientes de desagregação propostos pela CETESB (1986), encontraram um valor de 718,84 para a mesma localidade, com R^2 de 0,995. Estas diferenças entre os valores de “K” podem ser explicadas pelo tamanho das séries de precipitação máxima diária anual utilizadas para a geração das relações IDF, uma vez que é recomendada a utilização de séries com, pelo menos, 30 anos (CARDOSO et al., 1998; JUNGES, 2020; MONTEIRO; ZANELLA, 2019).

Por outro lado, o parâmetro “e” não apresentou variações para uma mesma estação, indicando que esta variável não depende dos coeficientes de desagregação utilizados na geração das relações IDF. Resultados como estes foram encontrados por Campos et al. (2015), ao gerarem as equações IDF para o estado do Maranhão e por Barbosa et al. (2022), que aplicaram abordagens simplificadas para desagregação e espacialização de chuvas, visando a obtenção de uma equação IDF regional para a bacia do Rio Grande, no estado da Bahia.

De acordo com as estatísticas empregadas na avaliação da qualidade do ajuste, os melhores resultados foram fornecidos pelos coeficientes de desagregação propostos pela CETESB (1986), aplicados à estação de Janaúba. O valor do RMSE, de $2,05 \text{ mm.h}^{-1}$, foi o menor observado, enquanto o NS, de 0,9993, foi o maior entre as cinco estações.

Visto que o RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio) está associado ao desvio entre os dados observados e estimados, espera-se que os valores sejam os menores possíveis. Nesse sentido, resultados insatisfatórios foram observados para as estações de Araxá e Caratinga, as quais apresentaram valores de RMSE de 26,02 e 9,79 mm/h, considerando os modelos de Back e Wildner (2021) e os coeficientes de desagregação de chuvas obtidos por Abreu (2018), respectivamente.

Associado a isso, estas estações apresentaram os menores valores de NS (0,9792 e 0,9760), considerando os modelos de Back e Wildner (2021) e os coeficientes de desagregação de chuvas obtidos por Abreu (2018), respectivamente. Conforme a classificação proposta por Moriasi et al. (2007), $NS > 0,65$ indica um ajuste muito bom; $0,54 < NS < 0,65$, um ajuste bom e $0,50 < C_{NS} < 0,54$, um ajuste satisfatório. Nesse sentido,

embora os valores de NS encontrados para as estações de Araxá e Caratinga sejam ligeiramente menores que os demais, os dois ajustes podem ser classificados como “muito bom”, indicando que as intensidades fornecidas pelas relações IDF ajustadas se aproximam das intensidades médias desagregadas.

5.3 Espacialização dos parâmetros dos modelos

A Tabela 10 sumariza os resultados obtidos na análise da continuidade espacial dos parâmetros dos modelos de coeficientes de desagregação de chuva ajustados neste trabalho.

Tabela 105. Modelos de semivariogramas teóricos ajustados aos parâmetros A, B, a, b e c.

Parâmetro	Modelo	Semivariograma teórico
A	Logarítmico	Exponencial
B	Logarítmico	Exponencial
a	Back e Wildner (2021)	Exponencial
b	Back e Wildner (2021)	Efeito pepita puro
c	Back e Wildner (2021)	Esférico

Fonte: Da autora (2023).

Conforme mostram os resultados, o modelo de semivariograma teórico do tipo Exponencial foi o que melhor se ajustou ao semivariograma experimental para a maioria dos parâmetros, sendo observado, também, uma ocorrência do modelo Esférico, que forneceu um melhor ajuste aos dados do parâmetro “c” do modelo de Back e Wildner (2021).

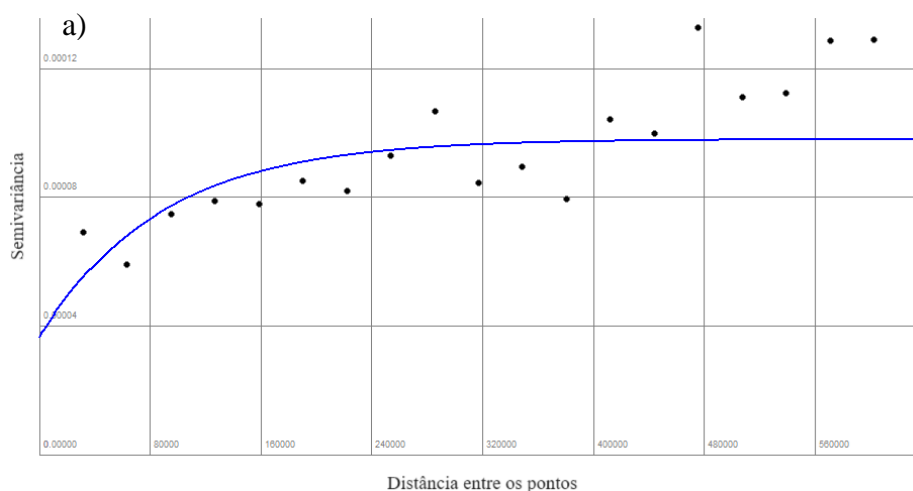
Embora na literatura sejam escassos os estudos relacionados especificamente à espacialização de parâmetros de modelos de coeficientes de desagregação de chuva, os modelos de semivariograma teórico do tipo Exponencial e Esférico forneceram bons resultados quando aplicados à análise da dependência espacial de chuvas intensas. Mello et al. (2003) aplicaram tais modelos na avaliação do método Krigagem ordinária para interpolação dos parâmetros das equações de chuvas intensas para o estado de Minas Gerais. Segundo os autores, o modelo Exponencial foi o que melhor se ajustou aos parâmetros “K”, “f” e “g” da relação IDF, enquanto o Esférico, forneceu um melhor ajuste ao parâmetro “a”. Costa (2020), realizou o mapeamento das chuvas intensas para o estado

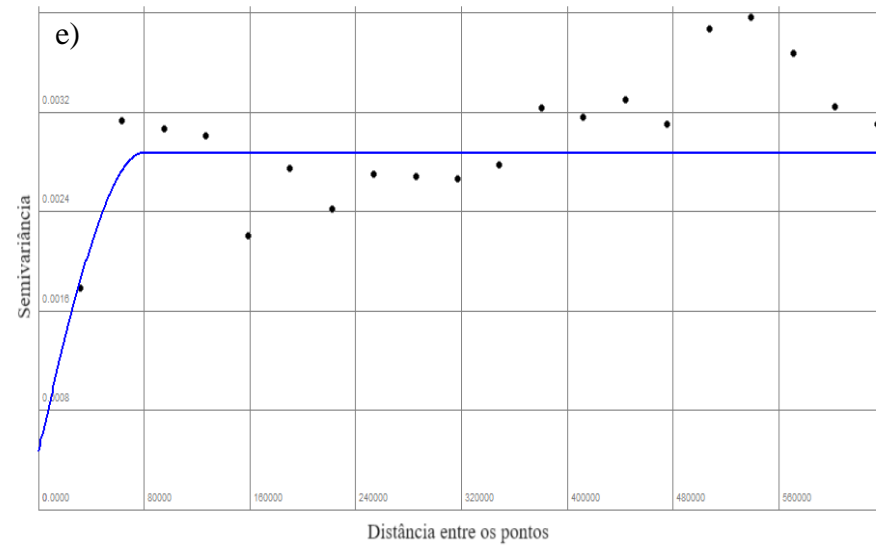
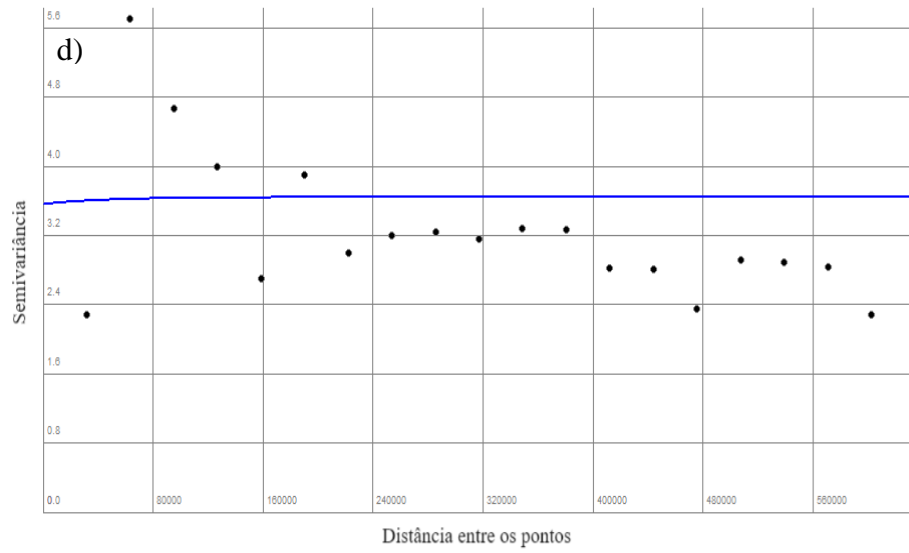
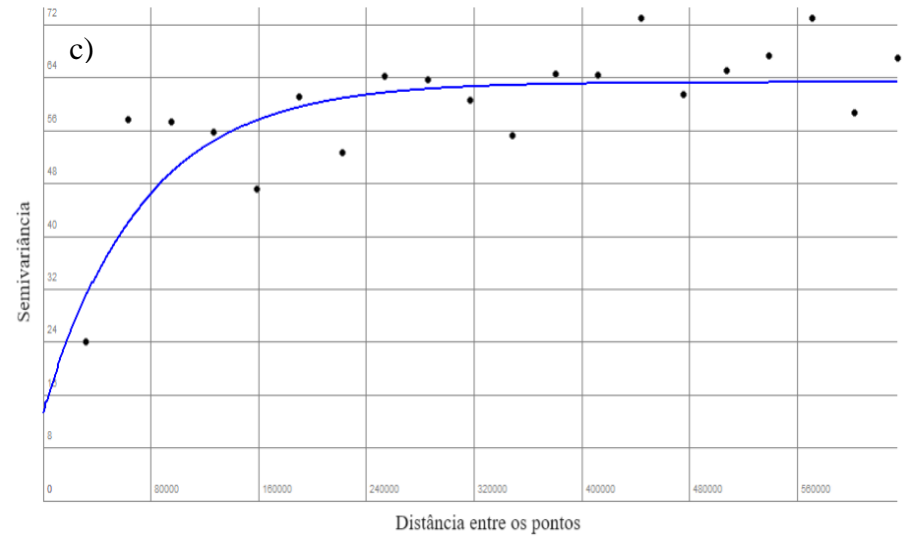
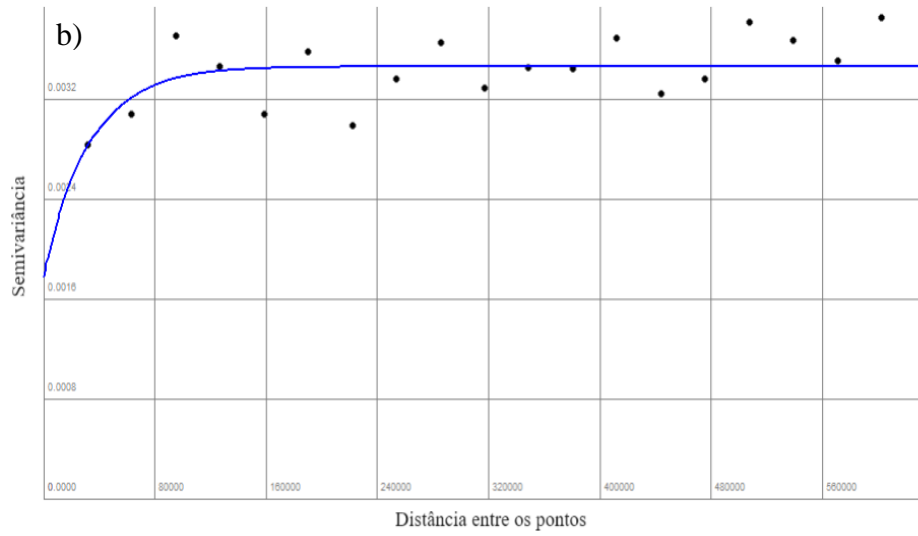
do Rio Grande do Norte ajustando o modelo Exponencial e Esférico às intensidades de chuva para diferentes durações e períodos de retorno. Segundo o autor, o modelo Exponencial foi considerado de melhor ajuste em todos os casos analisados, fornecendo o menor erro médio percentual absoluto.

A Figura 13 apresenta os semivariogramas teóricos ajustados para os parâmetros dos modelos logarítmico e de Back e Wildner (2021). Conforme pode ser verificado na Figura (d), o parâmetro “b” do modelo de Back e Wildner (2021) apresentou efeito pepita puro, ou seja, não foi constatada dependência espacial entre os dados. Dessa forma, a distribuição dos valores é considerada aleatória, condição para a qual é recomendada análise por meio de métodos da estatística clássica.

De forma geral, os demais semivariogramas se apresentaram bem característicos, sendo observados patamares suficientemente desenvolvidos para a maioria dos casos, indicando a existência de dependência espacial. Entretanto, os valores de efeito pepita também foram consideráveis. Segundo Vieira (2000), quanto menor o efeito pepita em relação ao patamar do semivariograma, maior a dependência espacial entre os dados e menor a variância da estimativa, ou seja, maior confiabilidade dos resultados gerados na etapa de espacialização.

Figura 13. Semivariogramas teóricos ajustados aos parâmetros "A" do modelo logarítmico (a); "B" do modelo logarítmico (b); "a" do modelo de Back e Wildner (c); "b" do modelo de Back e Wildner (d); e "c" do modelo de Back e Wildner (e).

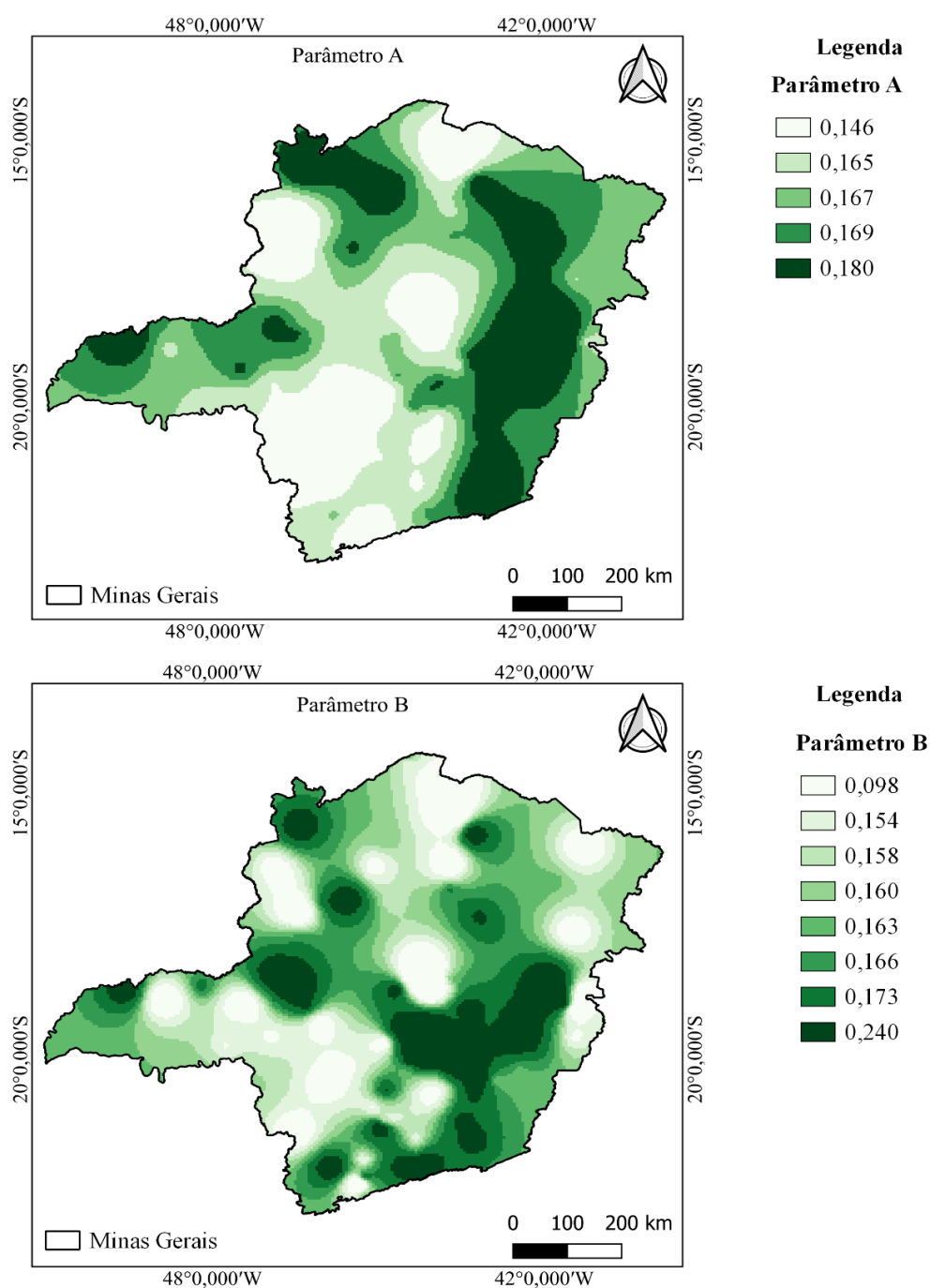




Fonte: Da autora (2023).

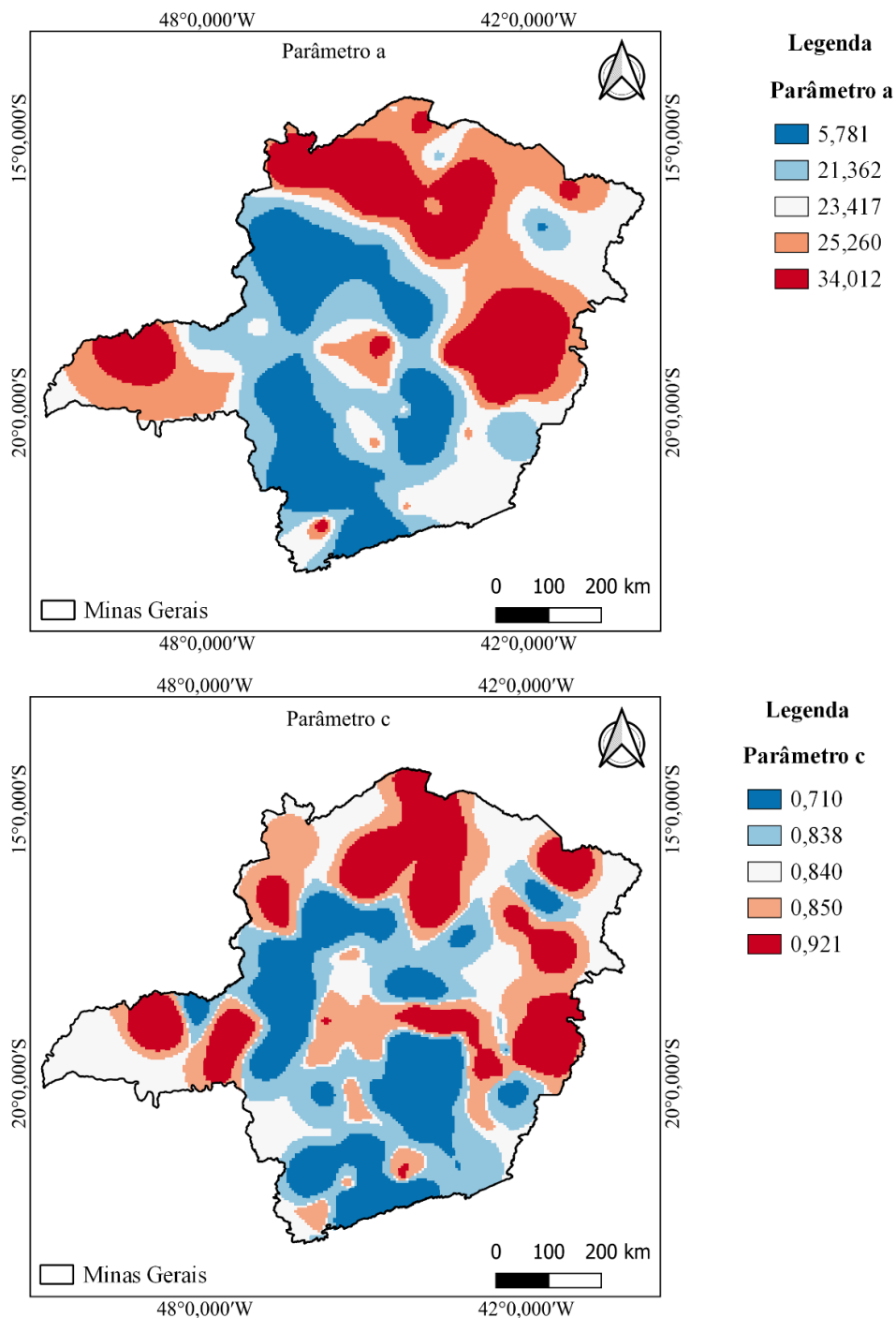
As Figuras 14 e 15 exibem a espacialização dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021), respectivamente, para os coeficientes de desagregação de chuvas do estado de Minas Gerais. Ressalta-se que o parâmetro “b” do modelo de Back e Wildner apresentou efeito pepita puro, não sendo possível a realização da interpolação para a área de estudo.

Figura 14. Espacialização dos parâmetros “A” e “B” dos modelos logarítmicos ajustados aos coeficientes de desagregação de chuva para o estado de Minas Gerais.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 15. Espacialização dos parâmetros “a” e “c” dos modelos de Back e Wildner (2021) ajustados aos coeficientes de desagregação de chuva para o estado de Minas Gerais.



Fonte: Da autora (2023).

Diante da escassez de trabalhos que abordem a espacialização de parâmetros de modelos para coeficientes de desagregação de chuvas, neste estudo será considerada a abordagem de Mello et al. (2003), os quais, ao realizarem o estudo de chuvas intensas para 140 estações meteorológicas do estado de São Paulo, discorrem que a análise

individual dos parâmetros da equação IDF não tem significado físico, uma vez que o resultado final é uma combinação de todos eles, tendo como resultado a intensidade gerada pela equação como um todo.

Nesse sentido, a espacialização dos parâmetros dos modelos de coeficientes de desagregação de chuvas utilizados neste trabalho tem, exclusivamente, a finalidade de orientar a decisão para o uso de valores de coeficientes de desagregação locais, visando uma melhor estimativa de intensidade de chuvas características de cada região.

6 CONCLUSÕES

Os modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) mostraram um bom desempenho no ajuste dos coeficientes de desagregação de chuvas para o estado de Minas Gerais, com valores de R^2 maiores que 0,9 em ambos os casos.

De forma geral, os valores do Cd24h/1dia obtidos por meio do ajuste dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021) foram inferiores ao proposto pela CETESB (1986), usualmente adotado em todo o território nacional, bem como os coeficientes encontrados por Abreu (2018). Este fato reforça a necessidade de aplicação de coeficientes de desagregação de chuvas específicos para cada localidade, visando acrescentar as particularidades de diferentes regimes pluviométricos na determinação das relações IDF.

Embora os modelos de coeficientes de desagregação ajustados tenham apresentado um bom desempenho, na etapa de validação, os melhores resultados foram fornecidos aplicando-se os propostos pela CETESB (1986) para o ajuste das relações IDF.

Foi constatada dependência espacial, ou seja, relação entre as características no espaço geográfico analisado para a maioria dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2012), com o modelo Exponencial fornecendo melhores ajustes aos semivariogramas experimentais.

Uma vez estruturada a dependência espacial, foi possível realizar a espacialização da maioria dos parâmetros dos modelos logarítmicos e de Back e Wildner (2021), subsidiando a tomada de decisão para o uso de coeficientes de desagregação locais, a fim de promover melhores estimativas das intensidades de chuvas características de cada região.

Portanto conclui-se que os coeficientes de desagregação de chuvas variam entre as localidades. A utilização não precisa desses coeficientes, podem distorcer dados de

precipitação, afetando o dimensionamento de obras hidráulicas, captação de águas pluviais, calhas, canalização de córregos, terraceamento agrícola, barragens e controle de cheias.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABREU, M. C. **Desempenho de métodos de desagregação de chuvas intensas**. Tese (Doutorado)—Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2018.

ABREU, M. C. et al. Assessing the application of ratios between daily and sub-daily extreme rainfall as disaggregation coefficients. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 128, n. January, p. 103223, 2022a.

ABREU, M. C. et al. Disaggregation coefficients for obtaining rainfall intensity-duration-frequency curves: concepts, models, errors and trends in Minas Gerais, Brazil. **Urban Water Journal**, v. 20, n. 10, p. 1647–1660, 2022b.

ALCÂNTARA, L. R. P. DE et al. Avaliação de modelos probabilísticos para chuvas intensas nas mesorregiões do estado de Pernambuco. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 04, n. 01, p. 90–103, 2019.

ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.

ALVES, J. M. B. et al. Eventos extremos diários de chuva no nordeste do Brasil e características atmosféricas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 2, p. 227–233, 2017.

ARAGÃO, R. DE et al. Chuvas intensas para o estado de Sergipe com base em dados desagregados de chuva diária. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 3, p. 243–252, 2013.

BACK, Á. J.; CADORIN, S. B. Chuvas extremas e equações intensidade-duração-frequência para o estado do Acre. **Revista Brasileira de Ciências Ambientais (Online)**, v. 55, n. 2, p. 159–170, 2020a.

BACK, Á. J.; CADORIN, S. B. Chuvas Máximas Diárias E Equações Intensidade-Duração-Frequência Para O Estado Do Amapá, Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 26, p. 313–325, 2020b.

BACK, Á. J.; HENN, A.; OLIVEIRA, J. L. R. Heavy rainfall equations for Santa Catarina, Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 35, n. 6, p. 2127–2134, 2011.

BACK, Á. J.; OLIVEIRA, J. L. R.; HENN, A. Duration-Frequency Relationships of Heavy rainfall in Santa Catarina, Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 36, n. 1, p. 1015–1022, 2012.

BACK, Á. J.; POLA, A. C. Relações Entre Precipitações Intensas De Diferentes Durações De Videira, Santa Catarina. **Tecnologia e Ambiente**, v. 22, p. 125–135, 2016.

BACK, Á. J.; WILDNER, L. DO P. Equação de chuvas intensas por desagregação de precipitação máxima diária para o estado de Santa Catarina. **Agropecuária Catarinense**,

v. 34, n. 3, p. 43–47, 28 dez. 2021.

BACK, Á. J.; WILDNER, P.; RAMOS, J. Chuvas intensas para projetos de conservação do solo e da água no estado de Santa Catarina. p. 65–72, 2021.

BARBOSA, A. DE G. et al. Assessing intensity-duration-frequency equations and spatialization techniques across the Grande River Basin in the state of Bahia, Brazil. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 27, 2022.

BASSO, R. E. **Estimativa de chuvas intensas em locais sem dados no Rio Grande do Sul**. Tese (Doutorado)—Santa Maria: Universidade Federal de Santa Maria, 2019.

BELLO, I. P. et al. Obtenção do Index-flood para regiões homogêneas de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 31, p. 614–629, 2022.

BIELENKI JÚNIOR, C. et al. Determinação de curva intensidade-duração-frequência por meio do emprego do método paramétrico de ajustamento de observações. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 19, n. 12, p. 146–167, 2016.

BORGES, G. M. R.; THEBALDI, M. S. Estimativa da precipitação máxima diária anual e equação de chuvas intensas para o município de Formiga, MG, Brasil. **Revista Ambiente e Água**, v. 11, n. 4, 2016.

CALDEIRA, T. L. et al. Daily rainfall disaggregation: An analysis for the rio grande do sul state. **Scientia Agraria**, v. 16, n. 3, p. 1–21, 2015.

CAMINHA, A. R.; SOUZA, G. R. DE; OLIVEIRA, L. F. C. DE. Desempenho Do Método De Desagregação De Chuvas Para Determinação Das Relações Intensidade-Duração-Frequência Das Precipitações Em Algumas Localidades De Minas Gerais. **Sustentare**, v. 4, n. 2, p. 1–14, 2020.

CAMPOS, A. R. et al. Equações de intensidade-duração-frequência de chuvas para o estado do Piauí. **Revista Ciência Agronômica**, v. 45, n. 3, p. 488–498, 2014.

CAMPOS, A. R. et al. Equações de intensidade de chuva para o estado do Maranhão. **Engenharia na Agricultura**, v. 23, n. 5, p. 435–447, 2015.

CARDOSO, C. O.; ULLMANN, M. N.; BERTOL, I. Análise de chuvas intensas a partir da desagregação das chuvas diárias de Lages e de Campos Novos (SC). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 22, n. 1, p. 131–140, 1998.

CETESB. **Drenagem urbana: Manual de projeto**. São Paulo: DAEE/CETESB, 1980.

CETESB. **Drenagem Urbana: manual de projeto**. São Paulo: DAEE/CETESB, 1986.

COSTA, C. E. A. DE S.; BLANCO, C. J. C.; DE OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. Idf curves for future climate scenarios in a locality of the Tapajós Basin, Amazon, Brazil. **Journal of Water and Climate Change**, v. 11, n. 3, p. 760–770, 2020.

COSTA, H. C. G. **MAPEAMENTO DE CHUVAS INTENSAS PARA O ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE**. Trabalho de conclusão de curso—PAU DOS FERROS - RN: UFERSA, 2020.

DAMÉ, R. DE C. F. et al. Hidrograma de projeto em função da metodologia utilizada na obtenção da precipitação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.

14, n. 1, p. 46–54, 2010.

DAMÉ, R. DE C. F. et al. Intensity-duration-frequency relationships: Stochastic modeling and disaggregation of daily rainfall in the Lagoa Mirim Watershed, Rio Grande do Sul, Brazil. **Engenharia Agrícola**, v. 36, n. 3, p. 492–502, 2016.

DAVIS, E.G.; NAGHETTINI, M. C.; CPRM. **Estudo de chuvas intensas no Estado do Rio de Janeiro**. 2. ed. Brasília: CPRM, 2000.

DIAS, É. C.; PENNER, G. C. Contabilização de Equações de Intensidade-Duração-Frequência Disponíveis no Brasil. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**, v. 42, n. 1, p. 209–216, 2019.

DORNELES, V. R. et al. Intensity-duration-frequency relationships of rainfall through the technique of disaggregation of daily rainfall. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 23, n. 7, p. 506–510, 2019.

FRANCO, C. S. et al. Probability distributions for maximum daily rainfall in the watershed of Rio Verde, Minas Gerais, Brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 7, 2014.

GENOVEZ, A. M.; ZUFFO, A. C. Chuvas Intensas No Estado De São Paulo: Estudos Existentes E Análise Comparativa. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 5, n. 3, p. 45–58, 2000.

JUNGES, A. H. Caracterização climática da temperatura do ar em Veranópolis, Rio Grande do Sul. **Agrometeoros**, v. 26, n. 2, p. 299–306, 2020.

JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A.; MELLO, C. R. DE; ALVES, G. J. Eventos extremos de precipitação no Alto Rio Grande, MG: Análise probabilística TT - Extreme rainfall events in the Upper Rio Grande, MG: Probabilistic analysis. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 4, p. 301–308, 2015.

MELLO, C. R. et al. KRIGAGEM E INVERSO DO QUADRADO DA DISTÂNCIA PARA INTERPOLAÇÃO DOS PARÂMETROS DA EQUAÇÃO DE CHUVAS INTENSAS. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 27, p. 925–933, 2003.

MELLO, C. R. DE; VIOLA, M. R. Mapeamento de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, n. 1, p. 37–44, 2013.

MONTEIRO, J. B.; ZANELLA, M. E. Eventos extremos no estado do Ceará, Brasil: uma análise estatística de episódios pluviométricos no mês de março de 2019. **GeoTextos**, v. 15, n. 2, p. 149–173, 2019.

MOREIRA, P. G. et al. Estimativa dos parâmetros de equações de intensidade-duração-frequência de chuvas intensas para o estado da Bahia, Brasil. **Revista Eletrônica do PRODEMA**, v. 14, n. 1, p. 151–164, 2020.

MORIASI, D. N. et al. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 50, n. 3, p. 885–900, 2007.

NAGHETTINI, M. **Fundamental of statistical hydrology**. Switzerland: Springer International, 2017.

- NETO, V. L. S. et al. Heavy rainfall mapping for tocantins State, Brazil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, n. 1, p. 1–11, 2020.
- OLIVEIRA, L. F. C. DE et al. Intensidade-Duração-Frequência de chuvas intensas para localidades no estado de Goiás e Distrito Federal. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 35, n. 1, p. 13–18, 2005.
- OLIVEIRA, L. F. C. DE. **Chuvas extremas no Brasil: modelos e aplicações**. Lavras: Editora UFLA, 2019.
- OLIVEIRA, L. F. C. DE; ANTONINI, J. C. D. A.; GRIEBELER, N. P. Estimativa de chuvas intensas para o estado de Goiás. **Eng. Agríc.**, v. 28, n. 1, p. 22–33, 2008.
- OLIVEIRA JÚNIOR, A. I. DE et al. Análise da precipitação e determinação de equações de chuvas intensas para o município de Crato-CE situado no semiárido do Brasil. **Revista GEAMA**, v. 5, n. 3, p. 56–65, 2019.
- PENNER, G. C.; LIMA, M. P. Comparação entre métodos de determinação da equação de chuvas intensas para a cidade de Ribeirão Preto. **Geociencias**, v. 35, n. 4, p. 542–559, 2016.
- PETRUCCI, E.; OLIVEIRA, L. A. DE. Relações Entre Intensidade, Duração E Frequência Das Precipitações Máximas De 24 Horas E Equação De Chuvas Intensas Para a Cidade De Uberlândia-Mg. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 25, p. 337–354, 2019.
- PFAFSTETTER, O. **Chuvas intensas no Brasil**. Rio de Janeiro: DNOS, 1957.
- SABINO, M. et al. Intensity-duration-frequency of maximum rainfall in Mato Grosso State. **Revista Ambiente e Água**, v. 15, n. 1, p. 1–12, 2019.
- SABINO, M. et al. Disaggregation of Daily Rainfall in the State of Mato Grosso. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 37, n. 4, p. 427–439, 2022.
- SANTOS, G. G. et al. Intensity-duration-frequency of rainfall for the State of Mato Grosso do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 13, n. SUPPL.0, p. 899–905, 2009.
- SANTOS, W. DE O. et al. Chuvas Intensas para a Microrregião de Pau dos Ferros - RN. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 07, n. 06, p. 1093–1099, 2021.
- SILVA, B. et al. Chuvas Intensas em Localidades do Estado de Pernambuco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 17, n. 3, p. 135–147, 2012.
- SILVA, C. B.; OLIVEIRA, L. F. C. DE. Relação Intensidade-Duração-Frequência De Chuvas Extremas Na Região Nordeste Do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 20, p. 267–283, 2017.
- SILVA NETO, V. L. et al. Desagregação de chuva diária para o Estado da Bahia, Brasil. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 16, p. e197101623513, 2021.
- SILVEIRA, A. L. L. Equação para os coeficientes de desagregação de chuva. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 5, n. 4, p. 143–147, 2000.
- SOUZA, R. O. R. D. M. et al. Intense rainfall equations for the State of Pará, Brazil.

Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 16, n. 9, p. 999–1005, 2012.

TUCCI, C. E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. 4. ed. Porto Alegre: UFRGS/ABRH, 2012.

VALVERDE, A. E. L. et al. Momentos-L: teoria e aplicação em hidrologia. **Revista Árvore**, v. 28, n. 6, p. 927–933, 2004.

VARGAS, M. M. et al. GAM-IDF: a web tool for fitting IDF equations from daily rainfall data. **International Journal of Hydrology Science and Technology**, p. 37–60, 2023.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. **Tópicos em Ciência do Solo**, v. 1, p. 1–54, 2000.

VILLARINI, G. et al. On the frequency of heavy rainfall for the Midwest of the United States. **Journal of Hydrology**, v. 400, n. 1–2, p. 103–120, 2011.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: **HILLEL, D. Applications of soil physics**. New York: Academic, 1980.